



TESIS - SM 142501

**PEMODELAN VOLATILITAS MENGGUNAKAN  
METODE *CONSTANT CONDITIONAL CORRELATION*  
*MULTIVARIATE* GARCH PADA PASAR MODAL  
INDONESIA**

NOOR AMELIA  
NRP 1213 201 033

DOSEN PEMBIMBING  
ENDAH ROKHMATI MP, S.Si, M.T, Ph.D.  
Dr. SUHARTONO, S.Si, M.Sc.

PROGRAM MAGISTER  
JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2015



THESIS - SM 142501

# **THE MODELLING OF VOLATILITY WITH CONSTANT CONDITIONAL CORRELATION MULTIVARIATE GARCH METHOD IN INDONESIA CAPITAL MARKET**

NOOR AMELIA  
NRP 1213 201 033

SUPERVISOR  
ENDAH ROKHMATI MP, S.Si, M.T., Ph.D.  
Dr. SUHARTONO, S.Si, M.Sc.

MAGISTER DEGREE  
MATHEMATICS DEPARTMENT  
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2015



**PEMODELAN VOLATILITAS MENGGUNAKAN METODE CONSTANT  
CONDITIONAL CORRELATION MULTIVARIATE GARCH PADA PASAR  
MODAL INDONESIA**

**Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Sains (M.Si)  
di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

**Oleh:  
Noor Amelia  
NRP . 1213 201 033**

**Tanggal Ujian : 10 Juli 2015  
Periode Wisuda : September 2015**

**Disetujui oleh:**

  
**1. Endah Rokhmahati MP, S.Si, M.T., Ph.D.  
NIP. 19761213 200212 2 001**

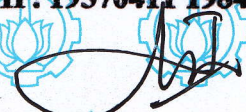
**(Pembimbing I)**

  
**2. Dr. Suhartono, S.Si, M.Sc.  
NIP. 19710929 199512 1 001**

**(Pembimbing II)**

  
**3. Dr. Subiono, M.Sc  
NIP. 19570411 198403 1 001**

**(Penguji)**

  
**4. Dr. Hariyanto, M.Si  
NIP. 19530414 198203 1 002**

**(Penguji)**

**Direktur Program Pascasarjana**

  
**Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, MT  
NIP. 19640405 199002 1 001**





# PEMODELAN VOLATILITAS MENGGUNAKAN METODE *CONSTANT* *CONDITIONAL CORRELATION MULTIVARIATE* GARCH PADA PASAR MODAL INDONESIA

Nama Mahasiswa : Noor Amelia  
NRP : 1213201033  
Dosen Pembimbing : Endah Rokhmati MP, S. Si, M. T., Ph. D.  
Dosen Co-Pembimbing : Dr. Suhartono, S. Si, M. Sc.

## ABSTRAK

Volatilitas adalah ukuran variansi suatu harga saham maupun indeks harga saham yang bergerak dalam suatu periode tertentu. Model ARCH dan GARCH banyak digunakan untuk mendeskripsikan bentuk volatilitas suatu data *time series* yang heteroskedastisitas. Dalam perkembangannya, model multivariat GARCH (MGARCH) merupakan perluasan dari model univariate GARCH untuk memodelkan gerakan searah (*comovement*) dari serangkaian waktu. *Conditional Correlation multivariate* GARCH (CCC-MGARCH) merupakan salah satu model MGARCH yang mengasumsikan matriks korelasi konstan dan mampu mereduksi parameter sehingga estimasi model menjadi lebih mudah. Tujuan dari tesis ini adalah untuk mendeteksi adanya gerakan searah dari volatilitas indeks harga saham dengan model CCC-MGARCH. Pada penelitian ini digunakan data *return* indeks harga saham pada pasar modal Indonesia yaitu IHSG dan JII. Langkah awal penelitian adalah dengan memodelkan *return* IHSG dan JII dalam bentuk model univariat GARCH. Model tersebut akan menjadi dasar untuk pembentukan model CCC-MGARCH. Kemudian dilakukan estimasi parameter model MGARCH dengan menggunakan metode *two-step estimation*. Selanjutnya model didiagnosa dengan AIC dan SIC mengecek kecukupan model. Model CCC-MGARCH yang telah valid digunakan untuk peramalan varians dan menghitung akurasi model dengan RMSE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat pergerakan bersama antara IHSG dan JII dengan nilai korelasi sebesar 0,891031 dengan menggunakan CCC-MGARCH (1,1).

**Kata kunci :** Volatilitas, *Return* Indeks Harga Saham, CCC-MGARCH, IHSG, JII.





# **THE MODELLING VOLATILITY USE CONSTANT CONDOTIONAL CORRELATION MULTIVARIATE GARCH METHOD IN INDONESIA CAPITAL MARKET**

By : Noor Amelia  
Student Identity Number : 1213201033  
Supervisor : Endah Rokhmati MP, S.Si, M.T., Ph.D.  
Co- Supervisor : Dr. Suhartono, S.Si, M.Sc.

## **ABSTRACT**

Volatility is a measure of the variance of a stock price and the stock price index which moves in a given period. ARCH and GARCH models are widely used to describe the shape of the volatility of heteroscedasticity time series data. During its development, the multivariate model GARCH is an extension of univariate GARCH models to model the direction of movement (comovement) of the time series. Conditional Correlation Multivariate GARCH (CCC-MGARCH) is one of MGARCH models that assume constant correlation matrix and can reduce estimation parameters so that the model becomes easier. The aim of this thesis is to detect the direction of movement of the volatility of the stock price index CCC-MGARCH model. In this research used the data return stock price index in Indonesia capital market, that are JCI and JII. The initial step of this research is build model return of JCI and JII in the form of univariate GARCH models. The model will be the basis for the formation of the CCC model-MGARCH. Then MGARCH model parameters were estimated using a two-step method of estimation. Furthermore, the model was diagnosed with AIC and SIC checking the adequacy of the model. CCC-MGARCH models that have been valid used for forecasting variance and calculate the accuracy of the model with RMSE. The results showed that there is a movement joint between JCI and JII with a correlation value of 0,89103 by using CCC-MGARCH (1.1).

Keywords: Volatility, Return of stock price index , CCC-MGARCH, JCI, JII.



## KATA PENGANTAR

Assalamua'laykum Wr. Wb.

Alhamdulillah. Segala puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT, karena hanya dengan rahmat, karunia, rizki, dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan penulisan tesis ini dengan judul:

**“PEMODELAN VOLATILITAS MENGGUNAKAN METODE  
CONSTANT CONDITIONAL CORRELATION MULTIVARIATE GARCH PADA  
PASAR MODAL INDONESIA”**

sebagai salah satu syarat kelulusan program study Magister (S-2) di jurusan Matematika Fakultas Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) ITS Surabaya.

Penulis sepenuhnya menyadari bahwa tesis ini dapat terselesaikan dengan baik berkat bantuan, arahan dan dukungan banyak pihak baik moril maupun materiil hingga terselesaikannya penulisan tesis ini. Sehubungan dengan hal tersebut, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, MT selaku Direktur program Pascasarjana ITS Surabaya.
2. Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA ITS.
3. Dr. Subiono, M.S selaku Ketua Program Pascasarjana Matematika FMIPA ITS sekaligus dosen penguji beserta Bapak Dr. Hariyanto, M.Si yang sudah memberikan masukan yang sangat berharga.
4. Dr. Budi Setiyono, S.Si, M.T selaku dosen wali Penulis yang telah memberikan perhatian dan bimbingan selama penulis menempuh studi.
5. Ibu Endah Rohkmati M.P, M.T, Ph.D dan Bapak Dr. Suhartono, S.Si, M.Sc selaku dosen pembimbing yang telah memberikan kesempatan, kepercayaan, arahan, nasehat, serta motivasi dalam tiap penyusunan tesis ini.
6. Bapak/Ibu Dosen serta staf Tata Usaha Program Pascasarjana Matematika FMIPA ITS. Prof. Dr. Mohammad Isa Irawan, M.T, Prof. Dr. Basuki Widodo, M.Sc, Dr. Mahmud Yunus, M.Si, Dr. Imam Mukhlas, S.Si, M.T, dan Subchan, Ph.D atas pengajaran di setiap perkuliahan.
7. Kedua orang tua, ayahanda Kapten Czi Kamrani, dan ibunda Masyhuriyah, terima kasih atas segala doa dan dukungannya sehingga penulis bisa menyelesaikan studi dengan lancar. Terima kasih juga saya ucapkan kepada adik tercinta Fauzatunnekmah dan Yuliani Safitri beserta keluarga besar saya di Kalimantan Selatan.
8. Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi (Dirjen Dikti) yang telah memberikan bantuan beasiswa penuh





kepada penulis selama menempuh studi pascasarjana melalui program Beasiswa Saintek.

9. Kepada teman-teman seperjuangan, Winda Aprianti, Rahma Fitriatien, Etri, Umi, dan teman-teman seangkatan yang lain. Terima kasih atas semua bantuan yang telah diberikan secara ikhlas, semoga Allah membalas dengan kebaikan yang berlipat ganda.

10. Seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dan motivasi, yang tidak dapat Penulis sebut satu persatu.

Penulis berharap semoga penelitian ini dapat bermanfaat bagi kita semua terutama dalam memperluas wawasan keilmuan kita tentang teori aplikasi matematika keuangan. Penulis menyadari bahwa penulisan tesis ini masih jauh dari sempurna. Oleh karenanya, masukan dan kritik yang bersifat membangun sangat penulis harapkan untuk penulisan-penulisan selanjutnya.

Wassalam

Surabaya, Juli 2015

Noor Amelia



## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL

HALAMAN PENGESAHAN..... i

ABSTRAK..... iii

ABSTRACT ..... v

KATA PENGANTAR ..... vii

DAFTAR ISI..... ix

DAFTAR TABEL ..... xi

DAFTAR GAMBAR..... xiii

BAB 1 PENDAHULUAN ..... 1

1.1 Latar Belakang ..... 1

1.2 Rumusan Masalah ..... 4

1.3 Tujuan Penelitian ..... 4

1.4 Manfaat Penelitian ..... 4

1.5 Batasan Masalah..... 4

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI ..... 5

2.1 IHSG ..... 5

2.2 JII ..... 5

2.3 *Return* ..... 5

2.4 Stasioneritas Data..... 6

2.5 Uji Normalitas..... 8

2.6 Pemodelan Univariat GARCH..... 8

2.6.1. Model *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH) ..... 8

2.6.2. Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* ( GARCH) ..... 10

2.6.3. Model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* ( GARCH) ..... 10

2.6.4. Identifikasi Model ARCH-GARCH..... 11

2.6.5. Estimasi Parameter Model ARCH-GARCH..... 13

2.6.6. Kriteria Pemilihan Model Terbaik..... 16

2.7 Pemodelan Multivariat GARCH..... 17

2.7.1. Model Constant Conditional Correlations (CCC)..... 17

2.7.2. Estimasi Parameter Model Multivariat GARCH ..... 18

2.7.3. Diagnosa Model Mulivariat GARCH ..... 19

2.7.4. Peramalan ..... 20



2.8 Penelitian Terdahulu.....	21
<b>BAB 3 METODE PENELITIAN .....</b>	<b>23</b>
3.1 Sumber dan Metode Pengumpulan Data.....	23
3.2 Pemodelan Univariat GARCH.....	23
3.3 Pemodelan Multivariat GARCH.....	24
3.4 Alur Penelitian.....	26
<b>BAB 4 ANALISIS DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>29</b>
4.1 Kajian Estimasi Parameter Model GARCH.....	29
4.2 Penentuan Model Univariat GARCH Data IHSG dan JII.....	30
4.2.1 Deskripsi Data.....	30
4.2.2 Uji Stasioneritas.....	31
4.2.3 Uji Normalitas.....	33
4.2.4 Uji Efek Heteroskedastisitas.....	35
4.2.5 Penaksiran Parameter Model GARCH.....	41
4.2.6 Uji Diagnostik.....	44
4.2.7 Uji Validitas.....	48
4.3 Pemodelan Multivariat GARCH Data IHSG dan JII.....	49
4.3.1 Estimasi Parameter Multivariat GARCH.....	50
4.3.2 Uji Diagnostik Multivariat GARCH.....	55
4.3.3 Peramalan Menggunakan Model CCC-MGARCH.....	56
<b>BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>	<b>59</b>
1.1 Kesimpulan.....	59
1.2 Saran.....	60
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>	<b>63</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>	<b>63</b>
<b>BIODATA PENULIS .....</b>	<b>63</b>



## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Tahap Pemodelan Univariat GARCH.....	26
Gambar 3.2 Tahap Pemodelan Univariat GARCH.....	27
Gambar 4.1 Plot data harga saham penutupan: (a) IHSG dan (b) JII periode Januari 2011 - Oktober 2014.....	30
Gambar 4.2 Plot <i>return</i> : (a) IHSG dan (b) JII periode Januari 2011- Oktober 2014.....	30
Gambar 4.3 Plot ACF dan PACF <i>return</i> IHSG .....	31
Gambar 4.4 Plot ACF dan PACF <i>return</i> JII.....	32
Gambar 4.5 Histogram <i>residual return</i> : (a) IHSG dan (b) JII .....	34
Gambar 4.6 Grafik <i>residual</i> : (a) IHSG dan (b) JII.....	36
Gambar 4.7 Grafik <i>residual</i> kuadrat IHSG dan JII.....	37
Gambar 4.8 Plot ACF dann PACFdari data <i>residual</i> kuadrat pada IHSG dan JII .....	38
Gambar 4.9 <i>Standardized Residual</i> model GARCH(1,1)-CCC-MGARCH (1,1) untuk data <i>in sample return</i> IHSG dan JII. ....	51
Gambar 4.10 Estimasi varians bersyarat model GARCH(1,1)-CCC-MGARCH (1,1) untuk data <i>in sample return</i> IHSG dan JII.....	51
Gambar 4.11 Estimasi kovarians bersyarat model GARCH(1,1)-CCC- MGARCH (1,1) untuk data <i>in sample return</i> IHSG dan JII.....	52
Gambar 4.12 <i>Standardized Residual</i> model EGARCH(1,1)-CCC-MGARCH (1,1) untuk data <i>in sample return</i> IHSG dan JII.....	53
Gambar 4.13 Estimasi varians bersyarat model EGARCH(1,1)-CCC- MGARCH (1,1) untuk data <i>in sample return</i> IHSG dan JII. ....	54
Gambar 4.14 Estimasi kovarians bersyarat model EGARCH(1,1)-CCC- MGARCH (1,1) untuk data <i>in sample return</i> IHSG dan JII.....	54
Gambar 4.15. Plot Autokorelasi <i>Return</i> IHSG dan JII .....	55
Gambar 4.16 Hasil Peramalan Volatilitas Data <i>Out Sample</i> Menggunakan Model GARCH(1,1) - CCC-MGARCH (1,1).....	57
Gambar 4.17 Hasil Peramalan Volatilitas Data <i>Out Sample</i> Menggunakan Model EGARCH(1,1) - CCC-MGARCH (1,1) .....	58



DAFTAR TABEL	Halaman
Tabel 4.1 Nilai ACF dan PACF <i>Return</i> IHSG dan JII.....	32
Tabel 4.2 Model <i>Mean</i> untuk <i>Return</i> IHSG dan JII.....	35
Tabel 4.3 Uji heteroskedastisitas <i>residual</i> kuadrat model <i>mean</i> IHSG .....	39
Tabel 4.4 Uji heteroskedastisitas <i>residual</i> kuadrat model <i>mean</i> JII.....	40
Tabel 4.5 Estimasi Parameter Model GARCH (1,1) IHSG .....	41
Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model GARCH (1,1) JII .....	42
Tabel 4.7 Estimasi Parameter Model EGARCH (1,1) IHSG.....	43
Tabel 4.8 Estimasi Parameter Model EGARCH (1,1) JII.....	44
Tabel 4.9 Uji Kehomogenan volatilitas <i>residual</i> kuadrat untuk <i>return</i> IHSG pada model GARCH dan model EGARCH.....	45
Tabel 4.10 Uji Kehomogenan volatilitas <i>residual</i> kuadrat untuk <i>return</i> JII pada model GARCH dan model EGARCH .....	46
Tabel 4.11 Uji autokorelasi volatilitas <i>residual</i> kuadrat untuk <i>return</i> IHSG pada model GARCH (1,1).....	46
Tabel 4.12 Uji autokorelasi volatilitas <i>residual</i> kuadrat untuk <i>return</i> IHSG pada model EGARCH (1,1) .....	47
Tabel 4.13 Uji autokorelasi volatilitas <i>residual</i> kuadrat untuk <i>return</i> JII pada model GARCH (1,1) .....	47
Tabel 4.14 Uji autokorelasi volatilitas <i>residual</i> kuadrat untuk <i>return</i> JII pada model EGARCH (1,1).....	48
Tabel 4.15 Kriteria Pemilihan model GARCH, dan EGARCH data <i>return</i> IHSG	49
Tabel 4.16 Kriteria Pemilihan model GARCH, dan EGARCH data <i>return</i> JII....	49
Tabel 4.17 Estimasi Parameter GARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1).....	50
Tabel 4.18 Estimasi Parameter EGARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1).....	52
Tabel 4.19 Uji Diagnostik Model CCC-MGARCH (1,1).....	56



# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Tujuan investor menginvestasikan kekayaannya ke pasar modal adalah untuk memperoleh keuntungan yang tinggi. Salah satu bentuk investasi yang banyak dipilih investor adalah saham. Harga saham yang bersifat fluktuatif mengakibatkan investor dihadapkan pada risiko yang tinggi. Salah satu hal penting yang harus dilakukan oleh investor dalam menyikapi fluktuasi harga saham adalah dengan memonitor pergerakan harga saham.

Indeks harga saham adalah indikator atau cerminan pergerakan harga saham. Indeks harga saham merupakan salah satu pedoman bagi investor untuk melakukan investasi di pasar modal, khususnya saham. Indeks harga saham yang sering digunakan di pasar modal Indonesia adalah Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). IHSG seluruh saham adalah suatu nilai yang digunakan untuk mengukur kinerja gabungan seluruh saham yang tercatat di suatu bursa efek (Sunariyah, 2006). Salah satu indeks yang tergabung di dalam IHSG adalah *Jakarta Islamic Indeks* (JII). JII merupakan indeks yang mengukur kinerja saham berbagai perusahaan yang secara operasional sesuai dengan kriteria investasi dalam syariah. (Sudarsono, 2005).

Indeks harga saham berubah karena perubahan harga saham di pasar, sehingga banyak digunakan untuk menganalisis *return* saham. *Return* adalah tingkat pengembalian atau total keuntungan atau kerugian sebuah investasi sesuai waktu yang ditentukan (Gitman, 2006). *Return* indeks merupakan tingkat keuntungan dari indeks pasar yang akan diterima oleh para investor yang mencerminkan *return* sekelompok saham yang dapat diamati oleh investor apabila berinvestasi pada pasar saham.

Fluktuasi *return* indeks saham dapat dilihat dari nilai volatilitas. Sharpe (1971) mengungkapkan istilah volatilitas sebagai ukuran *responsiveness* perolehan suatu sekuritas atau portofolio terhadap perubahan-perubahan perolehan di pasar saham. Volatilitas dapat pula digunakan dalam memprediksi risiko. Prediksi



volatilitas memiliki pengaruh yang penting dalam pengambilan keputusan investasi. Sebagai contoh, jika hasil prediksi volatilitas tinggi maka investor akan menarik investasinya atau menjual aset guna meminimalkan risiko. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemodelan volatilitas (Batra, 2004).

Penelitian tentang *return* saham dan volatilitas telah banyak dilakukan di berbagai negara. Penelitian-penelitian tersebut antara lain dilakukan oleh French dkk (1988), Dennis dan Sim (1999), Seyfried dan Ewing (2004), Hull (2000), Wang (2000), Buddi dan Ratna (2005), Adler (2005), Firmansyah dan Rahayu (2005), dan lain-lain yang membuktikan bahwa *return* saham di berbagai negara menunjukkan perilaku *time varying volatility* (volatilitas return yang acak atau random setiap saat).

Selain itu, Orskaug (2009) mengungkapkan bahwa volatilitas bervariasi dari waktu ke waktu dan cenderung mengelompok dalam periode tertentu dimana perubahan kecil cenderung diikuti oleh perubahan kecil dan perubahan besar diikuti oleh perubahan besar pula. Fenomena ketika standar deviasi bervariasi dari waktu ke waktu disebut heteroskedastisitas (volatilitas yang tidak konstan). Hasil penelitian tersebut juga menunjukkan bahwa volatilitas terbukti *autocorrelated*, yang berarti bahwa volatilitas saat ini tergantung pada volatilitas masa lalu.

Metode prediksi dan peramalan telah dikembangkan untuk memodelkan *time varying volatility* yang disebut *Autoregressive Conditional Heterodasticity* (ARCH). Model ARCH didesain secara khusus untuk memodelkan dan meramalkan varians bersyarat yang dikenalkan pertama kali oleh Engle (1982), lalu dikembangkan oleh Bollerslev (1986) yang dikenal sebagai *Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity* (GARCH). Model univariat GARCH tidak memperhatikan informasi tentang pergerakan bersama (*comovement*) *return assets* dan interaksi antara instrumen-instrumen yang diteliti. Bollerslev, Engle, dan Wooldridge (1988) mengusulkan untuk mengembangkan model univariat GARCH menjadi model multivariat GARCH (MGARCH) yang dikenal dengan model *vech* yang terus berkembang seiring berjalannya waktu.

Orskaug (2009) menunjukkan bahwa tantangan utama dalam membangun model MGARCH adalah bagaimana cara membuat model tersebut cukup sederhana, namun tetap mempertahankan fleksibilitas yang dapat mewakili



dinamika varians bersyarat dan kovarian. Makridakis dan Hibon (2000) juga menyimpulkan beberapa hal yang menarik berdasarkan hasil penelitian dari *M-Competition* terhadap 1001 *series*. Salah satunya adalah metode statistik yang canggih atau rumit tidak selalu memberikan hasil peramalan yang akurat dibandingkan dengan model yang sederhana.

Orskaug (2009) juga menjelaskan terdapat berbagai macam jenis model MGARCH, diantaranya model *conditional covariance matrix* dan model *conditional correlation matrix*. Model *conditional covariance matrix* direpresentasikan dalam beberapa kelas yaitu VECM-MGARCH pada tahun 1988 dan BEKK-MGARCH yang diusulkan Engle dan Kroner (1995). Akan tetapi, Jelena (2008) mengungkapkan bahwa kelemahan model *conditional covariance matrix* adalah sulit menginterpretasikan parameter model dengan jumlah parameter yang besar, sehingga sulit untuk mengestimasi parameter dalam model tersebut.

Salah satu model matrik korelasi bersyarat yang diusulkan oleh Bollerslev (1990) direpresentasikan dalam bentuk *Constant Conditional Correlation* (CCC). Tsui dan Yu (1998) menunjukkan penerapan model CCC ke dalam *bivariate GARCH* untuk menangkap *comovement* dari *return* saham antara pasar Shanghai dan Shenzhen di China. Kelebihan model CCC-MGARCH adalah mampu mengurangi jumlah parameter sehingga estimasi model lebih mudah. Dalam model ini, matrik korelasi bersyarat diasumsikan konstan sepanjang waktu, sedangkan varians bersyarat bervariasi sepanjang waktu (Franke dkk, 2005).

Sriwardani (2009) telah meneliti pergerakan IHSG dan JII. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa pergerakan IHSG dan JII secara signifikan sama-sama dipengaruhi oleh pergerakan indeks harga saham masing-masing pada periode sebelumnya. Selain itu, Maskur (2009) menunjukkan kedua indeks tersebut mengalami heteroskedastisitas berdasarkan model ARCH/GARCH. Akan tetapi penelitian tersebut tidak menganalisis adanya *comovement* dan korelasi antara IHSG dan JII. Untuk mendeteksi adanya *comovement* dan korelasi antara IHSG dan JII dapat digunakan model MGARCH, sehingga penelitian ini difokuskan pada penerapan model CCC-MGARCH terhadap pergerakan *return* indeks harga saham IHSG dan JII selama periode tertentu.



## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, permasalahan yang dirumuskan dalam penelitian ini yaitu:

1. Bagaimana penerapan model CCC-MGARCH pada data indeks IHSG dan JII?
2. Bagaimana akurasi hasil peramalan volatilitas *return* indeks harga saham model CCC-MGARCH?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Dari permasalahan di atas, tujuan dalam penelitian ini yaitu:

1. Mengkaji penerapan model CCC-MGARCH pada data indeks IHSG dan JII.
2. Menghitung akurasi hasil peramalan volatilitas *return* indeks harga saham model CCC-MGARCH.

## 1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang ingin dicapai dari hasil penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan wawasan dan pengetahuan tentang penerapan model CCC-MGARCH terutama untuk meramalkan *return* indeks harga saham.
2. Menambah pemahaman bagi investor mengenai penggunaan model CCC-MGARCH untuk memprediksi volatilitas *return* indeks harga saham.

## 1.5 Batasan Masalah

Pada penelitian ini, dibuat batasan masalah sebagai berikut:

1. Korelasi antara IHSG dan JII diasumsikan konstan.
2. Pengaruh faktor eksternal seperti faktor inflasi, nilai tukar, suku bunga, dan faktor eksternal lainnya diasumsikan konstan.
3. Pasar modal Indonesia diasumsikan sebagai pasar yang efisien, sehingga indeks harga saham mengikuti pola *random walk* yang berimplikasi *return* adalah proses yang random (*white noise*).



## BAB 2

### TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

#### 1.1 Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)

Indeks Harga Saham Gabungan seluruh saham adalah suatu nilai yang digunakan untuk mengukur kinerja gabungan seluruh saham yang tercatat di suatu bursa efek. Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di BEI meliputi pergerakan-pergerakan harga untuk saham biasa dan saham preferen. Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) pertama kali diperkenalkan pada tanggal 1 April 1983 sebagai indikator pergerakan harga saham yang tercatat di bursa. Hari dasar perhitungan indeks adalah tanggal 10 Agustus 1982 dengan nilai 100 dengan jumlah emiten yang tercatat sebanyak 13 emiten (Sunariyah, 2006).

#### 1.2 Jakarta Islamic Indeks (JII)

JII pertama kali diluncurkan oleh BEI (pada saat itu masih bernama Bursa Efek Jakarta) bekerjasama dengan PT Danareksa *Investment Management* pada tanggal 3 Juli 2000. Meskipun demikian, agar dapat menghasilkan data historikal yang lebih panjang, hari dasar yang digunakan untuk menghitung JII adalah tanggal 2 Januari 2004 dengan angka indeks dasar sebesar 100. Tujuan pembentukan JII adalah untuk meningkatkan kepercayaan investor dalam melakukan investasi saham berbasis syariah dan memberikan manfaat bagi pemodal dalam menjalankan syariah Islam ([www.idx.co.id](http://www.idx.co.id)).

#### 1.3 Return

*Return* dapat berupa *return* realisasi yang sudah terjadi atau *return* ekspektasi yang belum terjadi tetapi diharapkan akan terjadi di masa mendatang. *Return* realisasi (*realized return*) merupakan *return* yang telah terjadi dan dihitung berdasarkan data historis *return* realisasi itu penting karena digunakan sebagai salah satu pengukur kinerja dari perusahaan dan sebagai dasar penentu *return* ekspektasi (*expected return*) dan resiko di masa mendatang.



*Return* saham sesungguhnya ( $R_{i,t}$ ) diperoleh dari harga saham harian sekuritas  $i$  pada waktu ke- $t$  ( $P_{i,t}$ ) dikurangi harga saham harian sekuritas  $i$  pada waktu ke  $t - 1$  atau ( $P_{i,t-1}$ ), dibagi harga saham harian sekuritas  $i$  pada waktu  $t - 1$  atau ( $P_{i,t-1}$ ). *Market-adjusted model* menganggap bahwa penduga yang terbaik untuk mengestimasi *return* suatu sekuritas dengan menggunakan *return* indeks harga saham atau *return* pasar yang dapat dihitung dengan rumus (Jogianto, 2008):

$$R_{i,t} = \frac{I_{i,t} - I_{i,t-1}}{I_{i,t-1}}, \quad (2.1)$$

dimana

$R_{i,t}$  = *Return* indeks harga saham ke-  $i$  pada periode ke- $t$

$I_{i,t}$  = indeks harga saham ke-  $i$  pada periode ke- $t$

$I_{i,t-1}$  = indeks harga saham ke-  $i$  pada periode ( $t - 1$ ).

#### 1.4 Stasioneritas Data

Kondisi stasioner pada data adalah kondisi yang terjadi ketika pergerakan data bersifat independen terhadap waktu, di mana terdapat *mean* jangka panjang dan *varians* yang konstan. Menurut Gujarati (2003), masalah yang ditemukan dalam data *time series* adalah masalah stasioneritas data. Masalah stasioneritas penting karena penelitian yang dilakukan dalam kondisi data yang tidak stasioner akan menghasilkan regresi semu.

Gujarati (2003) juga menjelaskan stasioneritas dapat dideteksi dengan menggunakan analisis grafis secara sederhana dan tes korelogram. Grafik tersebut dibuat plot antara observasi dengan waktu. Apabila diidentifikasi bahwa data memiliki *mean* dan *varians* yang konstan, maka dapat disimpulkan bahwa data tersebut stasioner. Pada umumnya, data runtun waktu dengan tren ke atas dan ke bawah menunjukkan bahwa data tersebut belum stasioner.

Uji stasioneritas juga dapat dilakukan dengan uji formal yaitu korelogram. Pada dasarnya korelogram merupakan teknik identifikasi stasioner data *time series* melalui *Autocorrelation Function* (ACF). ACF diperoleh dengan membuat plot antara  $\rho_k$  dan  $k$  (lag) yang disebut korelogram populasi. Dalam praktek, hanya terdapat realisasi berupa sampel sehingga hanya dapat dilakukan perhitungan fungsi



autokorelasi sampel. Pada umumnya, untuk data yang stasioner akan ditunjukkan oleh korelogram yang menurun dengan cepat seiring dengan meningkatnya  $k$  dan nilai berbagai  $lag$  berada di sekitar titik nol. Sedangkan untuk data yang tidak stasioner, korelogram cenderung tidak menuju nol (turun lambat).

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\text{kovarians pada lag } k}{\text{varians}} \quad (2.2)$$

Karena kedua kovarian dan varians diukur dalam unit pengukuran yang sama,  $\rho_k$  tidak mempunyai unit atau berupa angka. Nilainya diantara (-1) dan 1, seperti koefisien korelasi lainnya. Jika kita menggambarkan  $\rho_k$  terhadap  $k$ , grafik yang kita peroleh dikenal sebagai *population correlogram*. Apabila data yang diteliti berupa sampel, maka perhitungan korelogramnya berupa *sample autocorrelation function* (SACF) ( $\hat{\rho}_k$ ). Perhitungan dilakukan dengan menghitung nilai kovarian sampel pada lag  $k$  ( $\hat{\gamma}_k$ ), dan varian sampel ( $\hat{\gamma}_0$ ), yang didefinisikan sebagai

$$\hat{\gamma}_k = \frac{\sum (y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y})}{n}, \quad (2.3)$$

$$\hat{\gamma}_0 = \frac{\sum (y_t - \bar{y})^2}{n}, \quad (2.4)$$

dimana  $n$  adalah ukuran sampel dan  $\bar{y}$  adalah rata-rata sampel. Oleh karena itu SACF pada lag  $k$  adalah:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0}, \quad (2.5)$$

Untuk mengatasi data runtun waktu yang tidak stasioner dapat dilakukan suatu prosedur yang disebut *differencing*. *Differencing* adalah prosedur yang dilakukan dengan cara melakukan regresi suatu peubah runtun waktu dan menyimpan residualnya. *Differencing* pada orde satu dapat dilakukan dengan cara membuat runtun waktu baru yaitu sebagai berikut:

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1}.$$

Apabila runtun waktu belum stasioner pada orde pertama, maka dilakukan *differencing* kedua sebagai berikut :

$$\Delta^2 y_t = \Delta(\Delta y_t) = \Delta(y_t - y_{t-1}) = (y_t - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2}) = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2}.$$



## 1.5 Uji Normalitas

Uji normalitas data *return* dilakukan untuk mengetahui apakah data *return* terdistribusi secara normal atau tidak. Pengujian ini dilakukan dengan cara mencari nilai *Jarque Berra*, yaitu nilai yang ditentukan berdasarkan nilai *skewness* dan *kurtosis*. Setelah diketahui nilai *Jarque Berra*, maka selanjutnya nilai tersebut dibandingkan dengan nilai *critical value* yaitu *Chi-Square* ( $\chi^2$ ) pada *degree of freedom* 2. Hipotesis yang digunakan dalam uji normalitas ini adalah:

$H_0$  = *residual data return* berdistribusi normal

$H_1$  = *residual data return* tidak berdistribusi normal

Statistik Uji *Jarque Berra* dihitung dengan persamaan berikut:

$$JB = \frac{N-K}{6} \left( S^2 + \frac{(k-3)^2}{4} \right), \quad (2.6)$$

dengan

$S$  = *skewness*

$K$  = *kurtosis*

$k$  = banyaknya koefisien penduga

$N$  = banyaknya data pengamatan.

Jika nilai *Jarque Berra* lebih besar daripada *critical value* atau memiliki probabilitas lebih kecil daripada 5% maka tolak  $H_0$ , sehingga diperoleh kesimpulan bahwa data *return* yang dihasilkan tidak mengikuti distribusi normal. Sebaliknya jika nilai *Jarque Berra* lebih kecil daripada nilai *Critical Value* atau memiliki nilai probabilitas lebih besar daripada 5% maka gagal menolak  $H_0$  sehingga diperoleh kesimpulan bahwa residual data *return* yang dihasilkan mengikuti distribusi normal.

## 1.6 Pemodelan Univariat GARCH

### 1.6.1 Model Autoregressive Conditional Heteroscedastic (ARCH)

Model ARCH pertama kali diperkenalkan oleh Engle (1982). Model ini berbeda dengan metode OLS karena dalam metode OLS, *error* diasumsikan homokedastis sedangkan Engle memperbolehkan *varians error* mengalami perubahan (heteroskedastis).



Model ARCH dikembangkan dari suatu model ARIMA Box-Jenkins dimana kuadrat *residual* menunjukkan adanya perubahan varians. Selama waktu pengamatan memperhatikan kondisi ini, Engle menyarankan untuk melakukan pemodelan tambahan pada kuadrat *residual*nya, sehingga dapat menggambarkan perubahan yang sesuai dengan perubahan waktu.

Misalkan suatu model *time series*  $Z_t$  mengikuti suatu model sebagai berikut:

$$Z_t = bX_t + \varepsilon_t, \quad (2.7)$$

dimana  $\varepsilon_t$  adalah *residual*, tetapi pada kasus tertentu  $Z_t$  dapat berupa *random* sehingga  $Z_t = \varepsilon_t$ , maka model ARCH ( $q$ ) dapat dituliskan sebagai berikut

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t}v_t, \quad (2.8)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q\varepsilon_{t-q}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2, \quad (2.9)$$

dimana  $\varepsilon_t \sim N(0, h_t)$   $q > 0$ ,  $\alpha_0 > 0$  dan  $\alpha_i \geq 0$  untuk  $i = 1, \dots, q$ . Syarat  $\alpha_0 > 0$  dan  $\alpha_i \geq 0$  diperlukan untuk menjamin agar  $h_t > 0$  (Lo, 2003: 12).  $v_t$  adalah suatu variabel random yang memenuhi asumsi *white noise* yang identik, independen, berdistribusi normal dengan mean nol dan varians satu atau  $v_t \sim IIDN(0,1)$ .

Menurut Li (2002: 246), terdapat kecenderungan untuk memodelkan  $Y_t$  ke dalam bentuk yang paling sederhana, yaitu ARMA (0,0), dengan mengasumsikan  $Y_t$  mempunyai rata-rata konstan dengan model sebagai berikut

$$Y_t = C + \varepsilon_t. \quad (2.10)$$

dengan  $\varepsilon_t = \sqrt{h_t}v_t$ ;  $C$  = rata-rata dari  $Y_t$

Dalam hal ini  $\varepsilon_t$  akan bersifat *white noise* jika tidak terdapat sifat heteroskedastisitas pada  $Y_t$  atau  $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_a^2)$ .

Model ARCH ( $q$ ) memberikan informasi bahwa varians data pada saat ini berkaitan oleh data kuadrat pada  $q$  periode yang lalu. Model paling sederhana adalah ARCH(1) yaitu:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2,$$

model ARCH(1) memberikan informasi bahwa varians data dipengaruhi oleh kuadrat data pada satu periode yang lalu.



### 1.6.2 Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH)

Pada tahun 1986, Bollerslev mengembangkan model ARCH menjadi model GARCH. Bollerslev menyatakan bahwa varians *residual* tidak hanya tergantung dari *residual* periode lalu, tetapi juga varians *residual* periode lalu. Model GARCH  $(p,q)$  pada  $Y_t$  didefinisikan sebagai:

$$Y_t | F_{t-1} \sim N(0, h_t),$$

Dengan

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q Y_{t-q}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \dots + \beta_p h_{t-p}$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i Y_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j}, \quad (2.11)$$

dimana  $q > 0$ ,  $p \geq 0$ ,  $\alpha_0 > 0$  dan  $\alpha_i \geq 0$ , untuk  $i = 1, \dots, q$  dan  $\beta_i \geq 0$ ,  $j = 1, \dots, p$  dan  $\alpha + \beta < 1$  (Engle, 2001). Kondisi  $\alpha_0 \geq 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$ ,  $\beta_i \geq 0$  dibutuhkan untuk menjamin agar  $h_t > 0$  (Lo, 2003: 14). Pada model GARCH  $(p,q)$ , selain dipengaruhi oleh data kuadrat pada  $p$  periode yang lalu, varians data juga dipengaruhi oleh varians data pada  $q$  periode yang lalu. Varians bersyarat  $Y_t$  dapat diduga menggunakan varians bersyarat dari *residual* yaitu:

$$\sigma_t^2 = K + \sum_{j=1}^p G_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q A_i \varepsilon_{t-i}^2, \quad (2.12)$$

dengan  $\varepsilon_t = v_t \sqrt{\sigma_t^2}$ . Secara umum, model GARCH  $(p,q)$  pada  $Y_t$  dinyatakan sebagai:

$$Y_t = C + \varepsilon_t, \quad \text{dimana} \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

dengan

$$\sigma_t^2 = K + \sum_{j=1}^p G_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q A_i \varepsilon_{t-i}^2. \quad (2.13)$$

Model GARCH pada persamaan (2.12) memberikan informasi bahwa varians dari  $Y_t$  dipengaruhi oleh kuadrat *residual* pada  $q$  periode yang lalu dan juga varians  $Y_t$  pada  $p$  periode yang lalu.

### 1.6.3 Model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (EGARCH)

Suatu keterbatasan dari spesifikasi model ARCH dan GARCH adalah *shock* atas volatilitas simetris. Seringkali efek asimetris terjadi, yaitu ketika efek terhadap



volatilitas berbeda antara kasus *good news* dan *bad news* terjadi. Salah satu pengembangan dari GARCH adalah model EGARCH. Model ini pertama kali diusulkan oleh Nelson (1991). Model tersebut diformulasikan sebagai berikut:

$$\ln(h_t) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \ln(h_{t-i}) + \sum_{j=1}^q \left( \alpha_j \left( |v_{t-j}| - E(v_{t-j}) \right) + \gamma(v_{t-j}) \right), \quad (2.14)$$

dimana

$i = 1, \dots, p$ , dan  $j = 1, \dots, q$ ,

$$v_t = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t}$$

$$E|v_t| = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \text{ jika } v_t \sim N(0,1).$$

Hubungan asimetrik antara *return* indeks harga saham dengan pergerakan volatilitas direpresentasikan dengan nilai  $\gamma$ . Parameter  $\gamma$  yang tidak sama dengan nol mengidentifikasikan adanya pengaruh asimetrik (Hamilton, 1994). Sisi kanan dari persamaan (2.13) adalah log dari *conditional variance*. Hal ini mengimplikasikan bahwa pengaruh *leverage* adalah *exponential*. Keberadaan pengaruh *leverage* dapat diuji dengan hipotesis bahwa  $\gamma > 0$ . Dampaknya adalah asimetris jika  $\gamma \neq 0$ .

#### 1.6.4 Identifikasi Model ARCH-GARCH

Untuk mengidentifikasi adanya proses ARCH atau GARCH dapat dilakukan dengan menghitung nilai ACF dan PACF dari kuadrat *residual* yang dihasilkan setelah model *mean* terbentuk dan menggunakan pengujian *Lagrange Multiplier* (LM).

Langkah-langkah identifikasi adanya *heteroscedasticity* (Enders, 1995) sebagai berikut:

- a. Fungsi Autokorelasi (ACF) untuk Kuadrat *Residual* ( $\varepsilon_t^2$ )

Menurut Enders (1995), fungsi (ACF) untuk  $\varepsilon_t^2$  digunakan untuk membantu identifikasi order dari model GARCH. Langkah-langkah pembentukan ACF kuadrat *residual* untuk data *return* adalah sebagai berikut:

1. Melakukan pemodelan data *return* dalam bentuk  $Y_t = C + \varepsilon_t$  sehingga didapatkan *residual* kuadrat ( $\varepsilon_t^2$ ) untuk  $Y_t$  yang diperoleh menggunakan



rumus  $\varepsilon_t = Y_t - C$  kemudian masing-masing *residual* dikuadratkan ( $\varepsilon_t^2$ ).

2. Menghitung fungsi ACF untuk  $\varepsilon_t^2$  menggunakan rumus:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^T (\hat{\varepsilon}_t^2 - \hat{\sigma}^2)(\hat{\varepsilon}_{t-k}^2 - \hat{\sigma}^2)}{\sum_{t=1}^T (\hat{\varepsilon}_t^2 - \hat{\sigma}^2)^2}, \quad (2.15)$$

dengan varians dari *residual* sebagai berikut:

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_{t=1}^T \frac{\hat{\varepsilon}_t^2}{T}, \quad (2.16)$$

dan  $T$  adalah banyaknya *residual*.

3. Untuk sampel yang cukup besar, maka untuk menguji proses *white noise* dari  $\hat{\rho}_k$  dapat didekati dengan  $\pm 2/\sqrt{n}$ . Statistik  $\hat{\rho}_k$  yang secara individu mempunyai nilai secara harga mutlak yang lebih besar dari  $2/\sqrt{n}$  mengindikasikan adanya proses ARCH/GARCH.

Hipotesis yang digunakan untuk menguji keberadaan efek ARCH/GARCH pada  $\varepsilon_t^2$  adalah:

$H_0$ : tidak terdapat proses ARCH/GARCH ( $\varepsilon_t^2$  *white noise*) ( $\rho = 0$ )

$H_1$ : tidak terdapat proses ARCH/GARCH ( $\varepsilon_t^2$  bukan *white noise*) ( $\rho \neq 0$ )

Menurut Lo (2003: 41), Statistik uji *Ljung-Box Q* yaitu sebagai berikut:

$$Q = T(T+2) \sum_{k=1}^n \frac{\hat{\rho}_k^2}{(T-k)}, \quad (2.17)$$

dimana  $T$  = banyaknya pengamatan

$n$  = banyak lag yang digunakan

$\hat{\rho}_k$  = fungsi autokorelasi data pada lag ke- $k$  dari deret waktu  $Y_t$

$H_0$  ditolak apabila  $Q > \chi_{(k)}^2$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ . Penolakan  $H_0$  menunjukkan dalam kuadrat *residual* tersebut terdapat proses ARCH/GARCH.

Jika model GARCH cukup baik dalam memodelkan keberagaman data, maka tidak terdapat hubungan antar kuadrat *residual*.

#### b. Uji ARCH *Lagrange Multiplier* (ARCH-LM)

Pengujian kehomogenan *residual* volatilitas yang juga digunakan untuk mendeteksi adanya proses ARCH/GARCH digunakan uji *Lagrange Multiplier*



(LM) dengan cara meregresikan *residual* kuadrat ( $\varepsilon_t^2$ ) dengan menggunakan konstanta dan nilai *residual* sampai lag ke  $q$ .

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + v_t. \quad (2.18)$$

Nilai  $q$  dapat ditentukan dengan melihat plot PACF *residual* kuadrat. Hasil regresi ini akan menghasilkan nilai  $R^2$  yang akan digunakan untuk menguji hipotesis berikut.

$$H_0 = \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0$$

$$H_1 = \text{Minimal ada satu } \alpha_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1, 2, \dots, q.$$

*Lagrange Multiplier* dapat didefinisikan sebagai:

$$LM = TR^2$$

dimana  $T$  = banyaknya pengamatan

$R^2$  = koefisien determinasi

$q$  = banyaknya pengamatan yang mempengaruhi.

jika nilai LM lebih besar daripada  $\chi_{(q)}^2$  mengindikasikan adanya pengaruh ARCH (Enders, 1995).

### 1.6.5 Estimasi Parameter model ARCH-GARCH

Salah satu metode penaksiran parameter dengan pendekatan klasik adalah *Maximum Likelihood Estimation*. Model ini merupakan metode penaksiran parameter yang paling populer dalam menghasilkan suatu penduga. Metode ini bekerja dengan memaksimumkan fungsi *Likelihood* dari suatu fungsi kepadatan peluang.

Jika diketahui suatu model seperti pada persamaan (2.7) dimana  $u_t \sim IIDN(0, h_t)$ , sehingga  $u_t = Z_t - bX_t$  maka fungsi *log likelihood* adalah:

$$\ln L = -\frac{T}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \ln h_t - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{(Z_t - bX_t)^2}{h_t}, \quad (2.19)$$

dan nilai taksiran untuk parameter  $b$  dan  $h_t$  dapat ditentukan sebagai berikut:

jika persamaan (2.29) diturunkan terhadap parameter  $b$ , maka

$$\frac{\partial \ln L}{\partial b} = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{(Z_t - bX_t)}{h_t} (-X_t) \quad (2.20)$$

Untuk mendapatkan taksiran parameter  $b$  maka  $\frac{\partial \ln L}{\partial b} = 0$ , yaitu :



$$\begin{aligned}
& -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{(Z_t - bX_t)}{h_t} (-X_t)(2) = 0 \\
& \sum_{t=1}^T X_t \frac{(Z_t - bX_t)}{h_t} = \sum_{t=1}^T \frac{X_t Z_t}{h_t} - b \sum_{t=1}^T \frac{X_t^2}{h_t} = 0 \\
& b \sum_{t=1}^T \frac{X_t^2}{h_t} = \sum_{t=1}^T \frac{X_t Z_t}{h_t} \\
& \hat{b} = \frac{\sum_{t=1}^T X_t Z_t / h_t}{\sum_{t=1}^T X_t^2 / h_t}.
\end{aligned} \tag{2.21}$$

Jadi taksiran parameter  $b$  adalah  $\hat{b} = \frac{\sum_{t=1}^T X_t Z_t / h_t}{\sum_{t=1}^T X_t^2 / h_t}$ .

Selanjutnya taksiran parameter  $h_t$  dapat diperoleh dengan cara sebagai berikut:

$$\frac{\partial \ln L}{\partial h_t} = -\frac{1}{2} \frac{1}{h_t} + \frac{1}{2} \frac{(Z_t - bX_t)^2}{h_t^2}, \tag{2.22}$$

dengan  $\frac{\partial \ln L}{\partial h_t} = 0$ , sehingga:

$$\begin{aligned}
& -\frac{1}{2} \frac{1}{h_t} + \frac{1}{2} \frac{(Z_t - bX_t)^2}{h_t^2} = 0 \\
& \frac{1}{2} \frac{1}{h_t} = \frac{1}{2} \frac{(Z_t - bX_t)^2}{h_t^2} \\
& \hat{h}_t = (Z_t - \hat{b}X_t)^2.
\end{aligned} \tag{2.23}$$

Jadi taksiran parameter  $h_t$  adalah  $\hat{h}_t = (Z_t - \hat{b}X_t)^2$ .

Misalkan suatu model ARCH (1) dengan bentuk persamaan:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2, \tag{2.24}$$

maka fungsi *log likelihood*nya adalah sebagai berikut:

$$\ln L = -\left(\frac{T}{2}\right) \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \ln(\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{u_t^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)}. \tag{2.25}$$

Sehingga parameter  $\alpha_0$  dan  $\alpha_1$  dapat dicari dengan cara sebagai berikut:

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \alpha_0} = -\left(\frac{1}{2}\right) \left[ \sum_{t=1}^T (\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^{-1} \right] + \left[ \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{u_t^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^2} \right]. \tag{2.26}$$

dengan  $\frac{\partial \ln L}{\partial \alpha_0} = 0$  adalah:

$$\begin{aligned}
& \left[ -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^{-1} \right] + \left[ \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{u_t^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^2} \right] = 0 \\
& -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^{-1} = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{u_t^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^2} \\
& \sum_{t=1}^T (\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^{-1} = \sum_{t=1}^T \frac{u_t^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^2}.
\end{aligned} \tag{2.27}$$

Sedangkan taksiran parameter  $\alpha_1$  sebagai berikut:



$$\frac{\partial \ln L}{\partial \alpha_1} = -\left(\frac{1}{2}\right) \left[ \sum_{t=1}^T u_{t-1}^2 (\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^{-1} \right] + \left[ \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{u_{t-1}^2 u_t^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^2} \right]. \quad (2.28)$$

dengan  $\frac{\partial \ln L}{\partial \alpha_1} = 0$  adalah:

$$\begin{aligned} -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T u_{t-1}^2 (\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^{-1} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{u_{t-1}^2 u_t^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^2} &= 0 \\ -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T u_{t-1}^2 (\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^{-1} &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{u_{t-1}^2 u_t^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^2} \\ \sum_{t=1}^T u_{t-1}^2 (\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^{-1} &= \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{u_{t-1}^2 u_t^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)^2}. \end{aligned} \quad (2.29)$$

Dari persamaan (2.27) dan (2.29) terlihat bahwa untuk mencari nilai taksiran parameter secara analitik tidak dapat ditentukan karena persamaan tersebut tidak berbentuk *close form*. Oleh sebab itu, untuk menentukan estimasi parameternya dilakukan secara numerik. Algoritma optimasi untuk iterasi dimulai dari suatu nilai, misalkan  $\psi_0$ . Kemudian  $\psi_0$  digunakan untuk mencari  $\psi_1$ . Proses iteratif dilakukan sampai diperoleh  $\psi_n = \psi_{n+1}$ . Salah satu metode iteratif yang sering digunakan adalah iterasi *Berndt, Hall, Hall & Hausman* (BHHH).

Pada iterasi ini fungsi objektif  $l$  diaproksimasi dengan menggunakan deret Taylor orde kedua di sekitar nilai awal  $\psi_0$  sebagai berikut

$$l = l(\psi_0) + \frac{\partial l}{\partial \psi} (\psi - \psi_0) + \frac{1}{2} (\psi - \psi_0)' \frac{\partial^2 l}{\partial \psi \partial \psi'} (\psi - \psi_0), \quad (2.30)$$

untuk memperoleh kondisi optimum persamaan tersebut diturunkan terhadap  $\psi$ , yaitu sebagai berikut

$$\begin{aligned} \frac{\partial l}{\partial \psi} &= \frac{\partial l}{\partial \psi} \Big|_{\psi_0} + \frac{\partial^2 l}{\partial \psi \partial \psi'} \Big|_{\psi_0} (\psi - \psi_0) = 0 \\ (\psi - \psi_0) &= - \left( \frac{\partial^2 l}{\partial \psi \partial \psi'} \Big|_{\psi_0} \right)^{-1} \frac{\partial l}{\partial \psi} \Big|_{\psi_0} \\ \psi &= \psi_0 = - \left( \frac{\partial^2 l}{\partial \psi \partial \psi'} \Big|_{\psi_0} \right)^{-1} \frac{\partial l}{\partial \psi} \Big|_{\psi_0}, \end{aligned} \quad (2.31)$$

sehingga diperoleh bentuk umum

$$\psi_{n+1} = \psi_n - \left( \frac{\partial^2 l}{\partial \psi \partial \psi'} \Big|_{\psi_n} \right)^{-1} \frac{\partial l}{\partial \psi} \Big|_{\psi_n}, \quad (2.32)$$

atau  $\psi_{n+1} = \psi_n + P_n Q_n$  dengan  $P_n = - \left( \frac{\partial^2 l}{\partial \psi \partial \psi'} \Big|_{\psi_n} \right)^{-1}$  dan  $Q_n = \frac{\partial l}{\partial \psi} \Big|_{\psi_n}$ .



Metode BHHH merupakan algoritma iterasi yang menggunakan nilai ekspektasi dari fungsi *likelihood*. Metode ini mengeksploitasi algoritma iterasi dari *method of scoring* dan diketahui  $P_n$  dari *method of scoring* adalah sebagai berikut.

$$P_n = \left[ - \left( \sum_{t=1}^N \frac{\partial^2 L_t}{\partial \psi} \right) \bigg| \psi_n \right]^{-1}$$

$$P_n = \left[ - \left( \sum_{t=1}^N \frac{\partial L_t}{\partial \psi} \frac{\partial L_t}{\partial \psi'} \right) \bigg| \psi_n \right]^{-1}$$

Bentuk umum dari iterasi BHHH dinyatakan dengan menggunakan algoritma iterasi sebagai berikut:

$$\psi_{n+1} = \psi_n + \left[ - \left( \sum_{t=1}^N \frac{\partial L_t}{\partial \psi} \frac{\partial L_t}{\partial \psi'} \right) \bigg| \psi_n \right]^{-1} \left[ \frac{\partial L_t}{\partial \psi} \right] \bigg| \psi_n, \quad (2.33)$$

#### 1.6.6 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Terdapat beberapa kriteria pemilihan model berdasarkan analisis *residual* peramalan (Kurnia, dkk. 2004). Kriteria yang biasanya digunakan untuk memilih model terbaik berdasarkan *residual* dari data *in sample* adalah:

##### 1. Akaike's Informatin Criterion (AIC)

Bentuk umum dari model AIC adalah :

$$AIC = T \ln \left( \frac{S}{T} \right) + 2n_p + T + T \ln(2\pi). \quad (2.34)$$

##### 2. Schwartz Criterion (SC)

$$SC = T \ln \left( \frac{S}{T} \right) + n_p \ln(T) + T + T \ln(2\pi). \quad (2.35)$$

Dimana:

$S$  = Sum of Square error (SSE) dengan  $SSE = \sum_{t=1}^T (\varepsilon_t^2 - \hat{h}_t)^2$

$T$  = Banyaknya observasi

$n_p$  = Banyaknya parameter yang ditaksir.

Semakin kecil nilai AIC dan SIC semakin baik model itu untuk dipilih. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC dan SIC terkecil.

Sedangkan kriteria yang digunakan dalam pemilihan model berdasarkan *error* peramalan dari data *out sample* menggunakan beberapa metode yaitu:

##### 1. Mean Absolute Error (MAE)



$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |h_t - \hat{h}_t|, \quad (2.36)$$

## 2. Root Mean Square Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (h_t - \hat{h}_t)^2} \quad (2.37)$$

Model terbaik adalah model yang mempunyai nilai statistik paling dekat dengan nol.

## 1.7 Pemodelan Multivariat GARCH

Ide dasar untuk memperluas model univariat GARCH menjadi multivariat GRACH adalah bahwa model multivariat GARCH signifikan untuk memprediksi *comovement* dependen dari *return* aset dalam portofolio. Fitur tersebut dapat dibuktikan melalui pembentukan sebuah model multivariat yang akan menghasilkan sebuah model yang lebih realistis daripada model univariat yang terpisah.

Terdapat berbagai macam jenis model MGARCH, diantaranya model *Conditional Covariance Matrix* dan model *Conditional Correlation matrix*. Model *Conditional Covariance Matrix* direpresentasikan dalam beberapa kelas yaitu VEC-MGARCH yang diusulkan oleh Bollerslev, Engle, dan Wooldridge (1998) dan BEKK-MGARCH yang diusulkan Engel dan Kroner (1995). Sedangkan model *Conditional Correlation Matrix* direpresentasikan dalam bentuk *Constant Conditional Correlation* (CCC).

### 1.7.1 Model Constant Conditional Correlations (CCC)

Perkembangan model MGARCH yang difokuskan pada parameterisasi matriks korelasi bersyarat sebagaimana model yang memiliki fleksibilitas dari model univariat GARCH dengan memperhatikan varians bersyarat. Sehingga para peneliti memerlukan kondisi yang sederhana untuk menjamin definit positif dari  $H_t$  dan estimasi yang lebih mudah dibandingkan model MARCH pada umumnya. Model Constant Conditional Correlation (CCC) diperkenalkan oleh Bollerslev (1990) dengan tujuan untuk mengurangi jumlah parameter dari model Vech *representation*. Salah satu kelebihan model ini adalah korelasi bersyarat



diasumsikan konstan sementara varians bersyarat tetap bervariasi. Struktur model CCC dengan matriks korelasi  $R$  dan matriks varians-kovarian  $H_t$  sebagai berikut:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1n} \\ \rho_{12} & 1 & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \rho_{n-1,n} \\ \rho_{1n} & \cdots & \rho_{n-1,n} & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.38)$$

dan

$$H_t = D_t R D_t, \quad (2.39)$$

dimana  $D_t = \text{diag}(\sigma_{1,t}, \sigma_{2,t}, \dots, \sigma_{n,t})$  merepresentasikan elemen matriks diagonal dari *conditional covariance matrix*  $H_t$ . Sehingga persamaan (2.39) dapat di tulis:

$$H_t = \text{diag}(\sigma_{1,t}, \sigma_{2,t}, \dots, \sigma_{n,t}) \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1n} \\ \rho_{12} & 1 & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \rho_{n-1,n} \\ \rho_{1n} & \cdots & \rho_{n-1,n} & 1 \end{bmatrix} \text{diag}(\sigma_{1,t}, \sigma_{2,t}, \dots, \sigma_{n,t}), \quad (2.40)$$

Ide dasar dari setiap matriks varians-kovarians dapat disusun sebagaimana persamaan (2.40), sehingga model CCC secara dinamis dapat ditulis sebagai berikut

$$H_t = \begin{bmatrix} \sigma_{1,t}^2 & \sigma_{12,t} & \cdots & \sigma_{1n,t} \\ \sigma_{21,t} & \sigma_{22,t}^2 & \cdots & \sigma_{2n,t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1,t} & \sigma_{n2,t} & \cdots & \sigma_{nn,t}^2 \end{bmatrix}, \quad (2.41)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = \omega_i + \sum_{j=1}^p \beta_{i,j} a_{i,t-j}^2 + \sum_{j=1}^q \alpha_{i,j} \varepsilon_{i,t-j}^2 \quad i = 1, \dots, n. \quad (2.42)$$

$$\sigma_{ij,t} = \rho_{ij} \sigma_{i,t} \sigma_{j,t} \quad i, j = 1, \dots, n, i \neq j.$$

Pada umumnya syarat untuk menjamin varians bernilai positif dan stasioner adalah  $\omega_i > 0$ ,  $\alpha_{i,j} > 0$ ,  $\beta_{i,j} > 0$  dan  $\sum_{j=1}^p \beta_{i,j} + \sum_{j=1}^q \alpha_{i,j} < 1$ . Jumlah parameter adalah  $(p + q + 1)N + N(N - 1)/2$ , jika  $N = 2$  maka terdapat 7 parameter yang harus diestimasi. Definit positif dari matriks varians-kovarian dikontrol oleh matriks korelasi, apabila persyaratan dari kendala positif pada umumnya untuk model GARCH terpenuhi.

### 1.7.2 Estimasi parameter model Multivariat GARCH

Cara umum yang digunakan untuk mengestimasi matriks kovarian bersyarat dalam model MGARCH adalah dengan metode quasi maksimum *likelihood*



(QML). Pada umumnya spesifikasi matrix kovarian bersyarat atau  $\mathbf{H}_t(\theta)$  yang baik tergantung pada model MGARCH tertentu. Misalkan  $\mathbf{H}_t(\theta)$  adalah matriks kovarian bersyarat  $N \times N$  dari beberapa vektor *residual* ( $\varepsilon_t$ ), yang diparameterkan oleh vektor  $\theta$ . Maka pendekatan QML mengestimasi  $\theta$  dengan fungsi *log likelihood Gaussian* sebagai berikut:

$$\ln L_T(\theta) = -\frac{N.T}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \ln|\mathbf{H}_t| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t' \mathbf{H}_t^{-1} \varepsilon_t \quad (2.43)$$

dimana  $\theta$  merupakan parameter model. Misalkan  $(\theta) = (\theta_1, \dots, \theta_n)$ , dimana  $\theta_i = (\alpha_{0i}, \alpha_{1i}, \dots, \alpha_{qi}, \beta_{1i}, \dots, \beta_{pi})$  adalah parameter dari model univariat GARCH untuk *return* indeks *ke-i*,  $i = 1, \dots, n$ . Kemudian substitusikan  $\mathbf{H}_t = \mathbf{D}_t \mathbf{R} \mathbf{D}_t$  ke persamaan (2.43) sehingga diperoleh persamaan *log likelihood* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \ln(L(\theta)) &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (n \ln(2\pi) + \ln(|\mathbf{H}_t|) + \varepsilon_t' \mathbf{H}_t^{-1} \varepsilon_t) \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (n \ln(2\pi) + \ln(|\mathbf{D}_t \mathbf{R} \mathbf{D}_t|) + \varepsilon_t' \mathbf{D}_t^{-1} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{D}_t^{-1} \varepsilon_t) \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (n \ln(2\pi) + 2 \ln(|\mathbf{D}_t|) + \ln(|\mathbf{R}|) + \varepsilon_t' \mathbf{D}_t^{-1} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{D}_t^{-1} \varepsilon_t) \end{aligned} \quad (2.44)$$

Salah satu hal yang harus diperhatikan adalah melihat asumsi bahwa *return* indeks saham harus stasioner dan distribusi *residual* telah didefinisikan sebelumnya sebagai distribusi Gaussian bersyarat. Asumsi tersebut dapat memberi petunjuk sementara tentang cara memeriksa kecukupan pembentukan model MGARCH.

### 1.7.3 Diagnosa model Multivariat GARCH

Diagnosa grafik untuk model MGARCH dapat dipenuhi dengan menguji plot antara sampel *autocorrelation function* (ACF) dan *cross-correlation function* (CCF). Untuk memastikan kesimpulan dari parameter yang diestimasi dalam MGARCH sudah cukup valid, maka *residual* harus *white noise* dengan fitur yang diharapkan seperti *zero mean vector*, tanpa autokorelasi, varians konstan, dan *residual* berdistribusi normal. ACF dan CCF untuk proses kuadrat sangat berguna dalam identifikasi perilaku data runtun waktu dalam persamaan kovarian bersyarat dalam bentuk univariat GARCH.

Terdapat beberapa metode validasi yang telah dikembangkan untuk menguji autokorelasi, baik dalam bentuk univariat maupun multivariat. Box dan Pierce menyarankan uji validasi yang disebut *Portmanteau Test* yang merupakan tes yang



paling populer dalam mendiagnosa model heteroskedastisitas bersyarat. Hosking (1980) menjelaskan bahwa statistik uji akan dinyatakan sebagai fungsi kovarian antara *residual* dalam *Fitted model*, dengan versi multivariat sebagai berikut:

$$HM(M) = T^2 \sum_{j=1}^M (T-j)^{-1} \text{tr}\{C_Y^{-1}(0)C_Y(j)C_Y^{-1}(0)C_Y'(j)\}, \quad (2.45)$$

dimana  $T$  adalah jumlah observasi,  $C_Y(j)$  adalah sampel matriks autokovarian dari order  $j$  dan  $Y_t = \text{vech}(y_t y_t')$ . Distribusi  $HM(M)$  adalah asimtotik  $\chi^2(K^2 M)$  berdasarkan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : Tidak terjadi *constant conditional correlation* antara return IHSG dan return JII.

$H_1$ : Terjadi *constant conditional correlation* antara return IHSG dan return JII.

#### 1.7.4 Peramalan Menggunakan Model CCC-MGARCH

Setelah melakukan estimasi parameter pada model CCC-MGARCH, langkah berikutnya adalah melakukan peramalan terhadap matrik kovarian bersyarat,  $H_{t+k} = D_{t+k} R D_{t+k}$ , pada waktu  $t+k$  ketika data *out sample* sudah diketahui. Peramalan hanya dilakukan pada matrik kovarian  $D_{t+k}$  sedangkan matrik korelasi ( $R$ ) diasumsikan konstan.

Peramalan univariat varians di dalam  $D_{t+k} = \text{diag}(h_{1,t+k}^{1/2}, \dots, h_{n,t+k}^{1/2})$  dapat diselesaikan secara terpisah untuk setiap aset  $n$ . Adapun peramalan univariat GARCH ini diawali pada langkah ke- $k$  yang dapat direpresentasikan sebagai berikut:

$$E[h_{1,t+k}|F_t] = \sigma_{i,t}^2 a_0 + \sum_{j=1}^{\max(p,q)} (a_j + \beta_j) E[h_{1,t+k-j}|F_t], \quad (2.46)$$

dimana

$$E[h_{1,t+k}|F_t] = a_{i,t+k}^2, \quad \text{untuk } k < 0, i = 1, \dots, n \quad (2.47)$$

Model yang paling mudah untuk diaplikasikan dalam peramalan adalah GARCH(1,1). Peramalan varians bersyarat adalah sebagai berikut :

$$E[D_{t+k}|F_t] = \text{diag}\left(\sqrt{E[h_{1,t+k}|F_t]}, \dots, \sqrt{E[h_{n,t+k}|F_t]}\right), \quad (2.48)$$



untuk membandingkan model CCC-MGARCH berdasarkan model univariat GARCH yang sesuai untuk indeks variabel, maka kriteria penilaian RMSE dapat digunakan untuk mengevaluasi akurasi kedua model.

### 1.8 Penelitian Terdahulu

Penelitian yang dilakukan Anton (2006) yaitu analisis model volatilitas *return* saham. Penelitian tersebut bertujuan untuk menguji adanya fenomena *time varying volatility* yang terjadi dalam fluktuasi *return* saham maupun indeks dan volatilitasnya. Apabila volatilitas suatu pasar modal tinggi maka risiko yang akan ditimbulkan akan tinggi juga. Penelitian ini menggunakan metode EGARCH dengan hasil penelitian adalah bahwa *return* saham mengalami fenomena *time varying volatility*, tetapi tidak terjadi *leverage effect* pada volatilitas *return* saham, serta *return* saham tidak dipengaruhi oleh volume perdagangan. Sedangkan Nursalam (2007) melakukan penelitian terhadap *return* indeks yang menyimpulkan bahwa model EGARCH lebih baik untuk pemodelan data dengan memperhatikan fluktuasi yang bernilai positif-negatif.

Perluasan model univariat GARCH menjadi model multivariat GARCH, diteliti oleh Tsui dan Yu (1999) mengenai *Constant conditional correlation* pada model bivariat GARCH pada pasar saham di China. Penelitian ini mengadopsi bivariat model yang diusulkan oleh Bollerslev (1990) untuk menangkap adanya pergerakan bersama antara kedua pasar saham di China.

Minoveic (2008) mengemukakan metodologi teoritis dan empiris untuk estimasi dan proses pemodelan volatilitas multivariat. Hasil penelitian ini berupa survei model spesifikasi dan metode estimasi. Pendekatan ini diterapkan pada data harian dari bursa Belgrade, dengan cara memeriksa dua pasang log *return* harian untuk saham dan indeks. Metode untuk estimasi parameter sampel data yang digunakan adalah maksimum *log-likelihood* (BEKK dan DVEC model) dan pendekatan *two-step* (dalam model CCC).

Selain itu, Song (2009) juga meneliti tentang pengembangan model MGARCH pada pasar di kawasan *greater China* untuk menyelidiki volatilitas dan gejolak perilaku spillover dan untuk membangun hubungan pasar antara empat pasar. Hasil penelitian menyajikan bukti yang meyakinkan bahwa pasar saham Cina



sangat terintegrasi ke pasar global dan pasar wilayah Greater China lebih terintegrasi satu sama lain.

Sriwardani (2009) menjelaskan bahwa perbedaan utama antara JII dengan IHSG terletak pada *screening process* yang dilakukan terhadap JII. Beberapa penelitian terdahulu menyimpulkan bahwa JII memiliki risiko dan volatilitas yang lebih rendah dibandingkan indeks harga saham yang beraktivitas secara konvensional. Dinyatakan pula bahwa *shariah screening proses* memberikan pengaruh positif terhadap kinerja portofolio saham syariah. Namun, berdasarkan pengamatan awal dalam jangka pendek maupun jangka panjang, pergerakan JII cenderung memiliki pola yang hampir sama dengan pola pergerakan IHSG. Hasil penelitian menunjukkan setelah terjadi *shock* pada suatu variabel makroekonomi, respon JII sama dengan respon IHSG.



## BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

### 1.1 Sumber dan Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang bersifat kuantitatif mengenai indeks harga penutupan harga (*closing price*) IHSG dan JII periode Januari 2011 hingga Oktober 2014 yang diperoleh dari website [www.financeyahoo.com](http://www.financeyahoo.com) dan [www.duniainvestasi.com](http://www.duniainvestasi.com), selanjutnya dilakukan perhitungan *return* Indeks harga saham tersebut. Data *return* indeks harga saham periode Januari 2011 hingga Maret 2014 digunakan sebagai data yang akan diestimasi dan data *return* saham periode April 2014 - Oktober 2014 digunakan sebagai data sampel peramalan.

### 1.2 Pemodelan Univariat GARCH

Pada tahap ini akan dilakukan pemodelan univariat GARCH untuk menentukan model univariat GARCH terbaik untuk data IHSG dan JII.

Mekanisme penentuan model GARCH adalah sebagai berikut:

- a. Eksplorasi data dengan melihat pergerakan indeks harga saham melalui plot deret waktu indeks harga saham dengan statistik deskriptif *return* indeks harga saham.
- b. Melakukan proses identifikasi dengan memeriksa kestasioneran data. Jika data tidak stasioner dalam *mean* maka dilakukan *differencing* dan jika tidak stasioner dalam varianss maka dilakukan transformasi.
- c. Menentukan model *mean*.
- d. Menghitung besarnya *residual* kuadrat *return* indeks harga saham model *mean*.
- e. Pengujian terdapat efek heteroskedastisitas pada *residual* kuadrat tersebut dengan menggunakan uji ARCH *Lagrange Multiplier*.
- f. Jika terdapat efek heteroskedastisitas maka dilakukan pembuatan plot dari *residual* kuadrat.
- g. Pendugaan orde model ARCH-GARCH yang diperoleh dengan melihat plot ACF dan PACF dari *residual* kuadrat.



- h. Pendugaan parameter model ARCH-GARCH dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Estimasi model GARCH dengan menggunakan metode MLE secara analitik sangat rumit, karena model tersebut tidak memiliki sifat *close form*. Sehingga untuk melakukan estimasi perlu dilakukan secara numerik dengan menggunakan iterasi *BHHH*.
- i. Setelah diperoleh estimasi parameter model ARCH-GARCH kemudian dilakukan pemeriksaan diagnostik dengan uji *Ljung Box-Pierce*. Untuk membuktikan bahwa model tersebut cukup memadai yaitu jika asumsi dari error memenuhi proses *white noise* dan berdistribusi normal.
- j. Apabila data *return* yang dihasilkan tidak mengikuti distribusi normal maka model dapat dikembangkan ke dalam bentuk *Exponential GARCH*.
- k. Setelah diperoleh model GARCH yang signifikan untuk masing-masing variabel yaitu *return* IHSG dan *return* JII, kemudian dilakukan pemilihan model yang paling baik dengan membandingkan nilai AIC dan SC yang minimum.
- l. Pemeriksaan model GARCH dan model EGARCH dilakukan dengan memeriksa kuadrat *residual* model yang meliputi pemeriksaan kehomogenan standar deviasi *residual* dan pemeriksaan autokorelasi *residual* kuadrat.
- m. Validasi data *out sample* hasil peramalan dengan menggunakan kriteria MAE, RMSE dan MAPE untuk menentukan akurasi dari masing-masing model.
- n. Untuk mendeteksi adanya *comovement* dan korelasi antara IHSG dan JII dapat diperoleh dengan melakukan pemodelan Multivariate GARCH.

### 1.3 Pemodelan Multivariat GARCH

Pada tahap ini akan dibangun model CCC-MGARCH hingga memperoleh model terbaik untuk data IHSG dan JII. Kemudian model tersebut akan digunakan untuk peramalan *return* indeks harga saham.

- a. Mengaplikasikan model *Return* saham IHSG dan JII serta volatilitasnya dengan basis model multivariat GARCH untuk menjawab tujuan dari penelitian ini berdasarkan model univariat GARCH yang cocok.
- b. Estimasi parameter model multivariat GARCH dengan metode MLE. Estimasi model GARCH dengan menggunakan metode MLE secara analitik sangat rumit,



karena model tersebut tidak memiliki sifat *close form*. Sehingga untuk melakukan estimasi perlu dilakukan secara numerik dengan menggunakan iterasi *BHHH*.

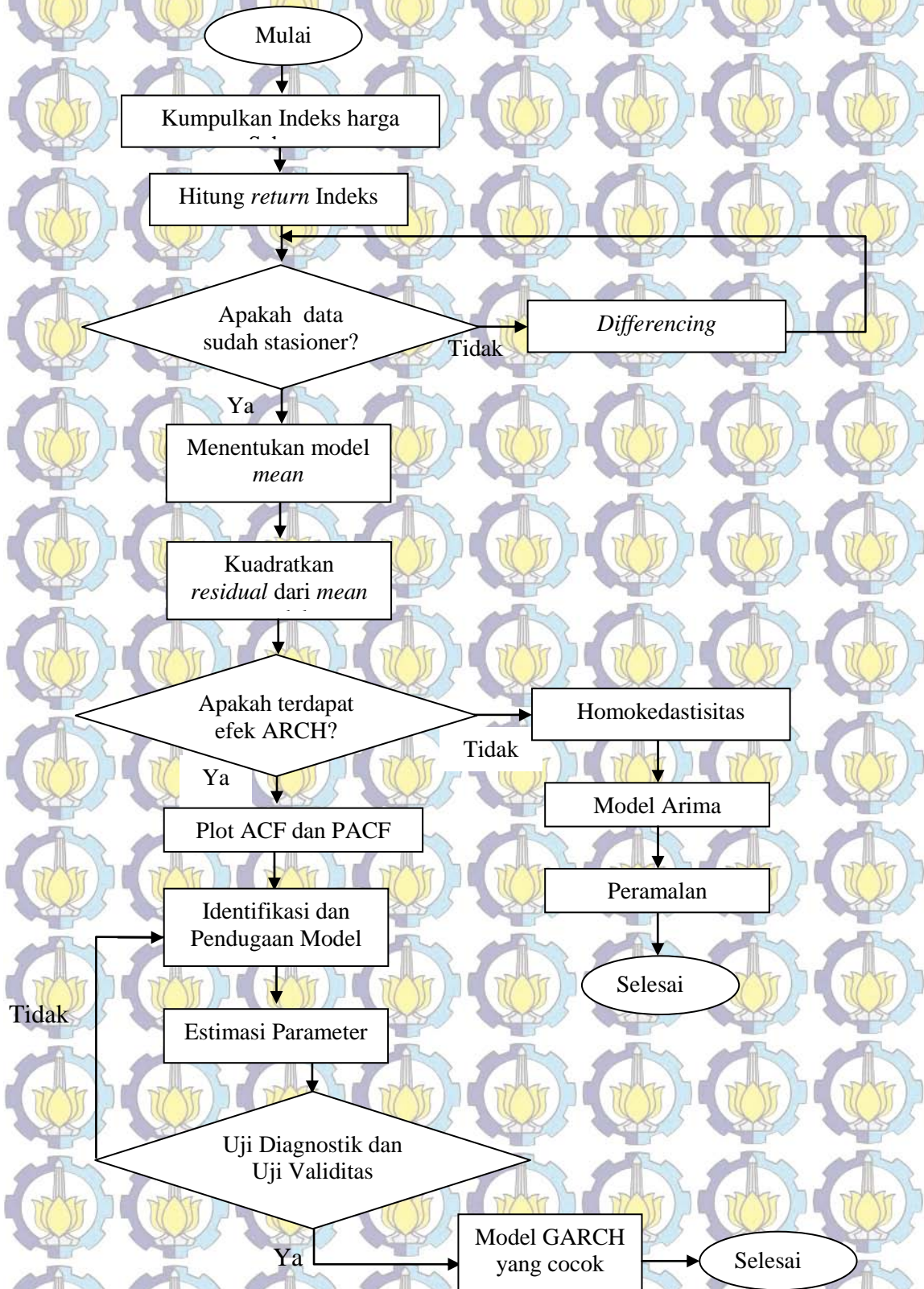
c. Pemeriksaan diagnostik untuk model CCC-MGARCH untuk mengoreksi validitas model multivariat GARCH dalam identifikasi apakah model multivariat GARCH terspesifikasi dengan baik dan dapat mencapai estimasi yang realistis. Diagnosa grafik untuk model multivariat GARCH dapat dipenuhi dengan menguji plot antara ACF dan XCF. Kemudian dilakukan *Fitted model*.

d. Meramalkan *Return* IHSG dan JII dengan model CCC-MGARCH terbaik.

e. Menghitung akurasi hasil peramalan volatilitas *return* indeks harga saham model CCC-MGARCH, lalu dibandingkan dengan data aktual dari IHSG dan JII.

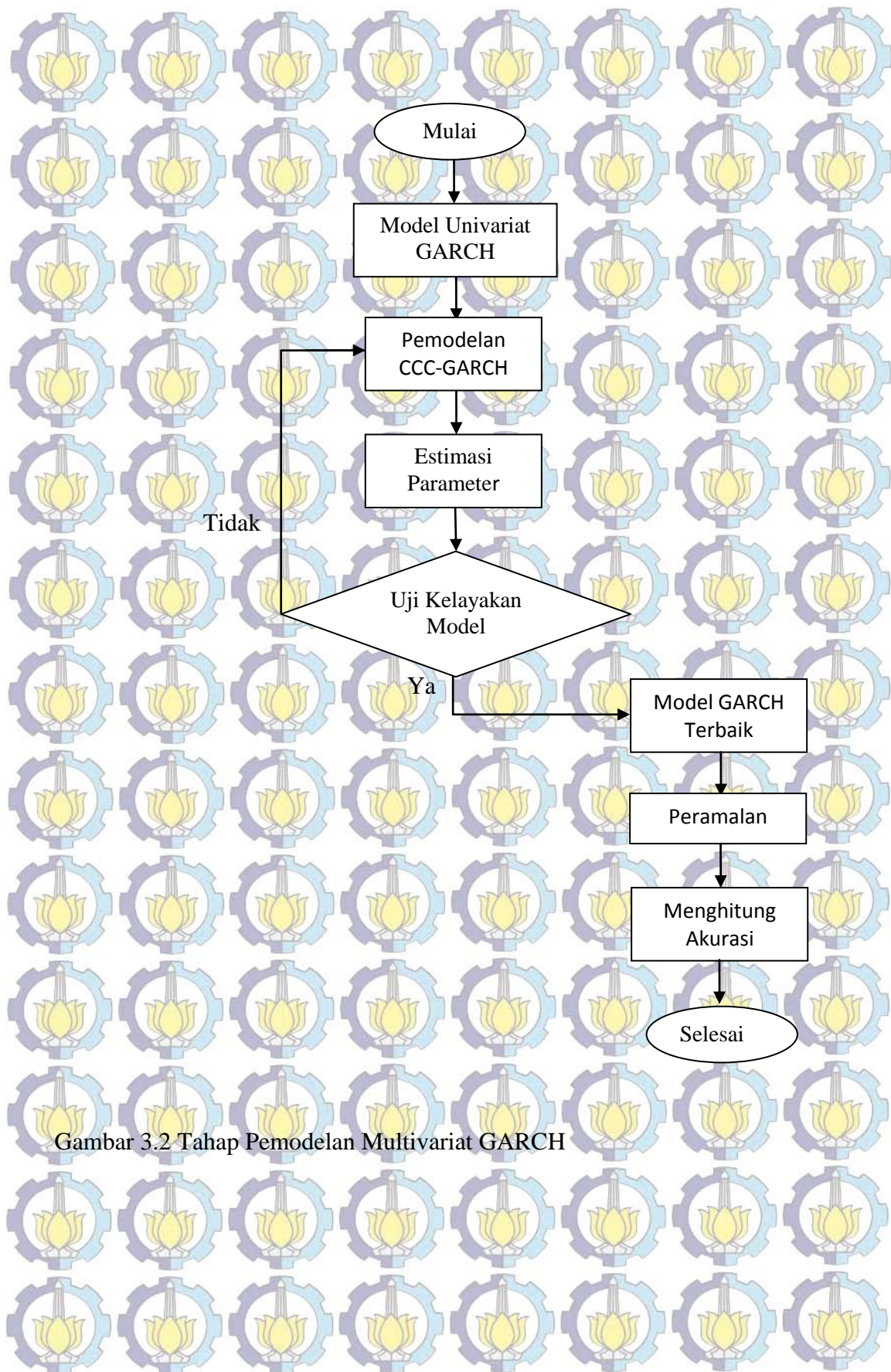


#### 1.4 Alur Penelitian



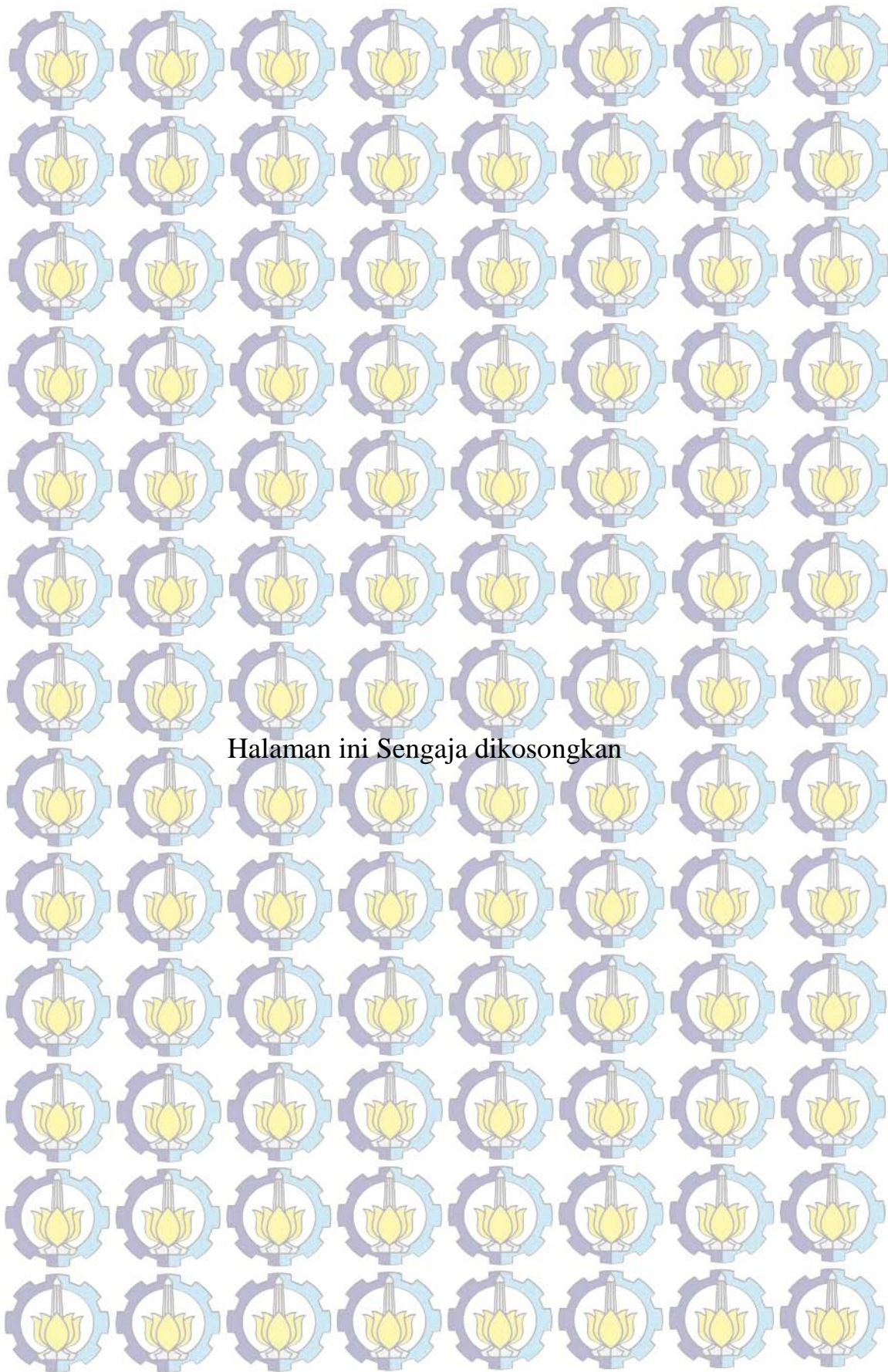
Gambar 3.1 Tahap Pemodelan Univariat GARCH





Gambar 3.2 Tahap Pemodelan Multivariat GARCH







## BAB 4

### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dilakukan pembahasan berdasarkan tujuan penelitian. Penulis akan membahas tahapan pemodelan volatilitas *return* indeks harga saham pmenggunakan model *constant conditional correlation* multivariat GARCH (CCC-MGARCH) pada pasar modal Indonesia. CCC-MGARCH merupakan model yang dapat mendeteksi adanya pergerakan bersama antara variabel yang diteliti. Model CCC-MGARCH juga menggunakan univariat GARCH sebagai langkah awal untuk menyelesaikan kasus heteroskedastitas. Model ini akan diterapkan pada data indeks harga saham di Indonesia yaitu IHSG dan JII (lampiran satu).

IHSG mencerminkan pergerakan saham yang berbasis konvensional yang terdiri dari 509 perusahaan yang tercatat hingga akhir perdagangan tanggal 30 Desember 2014. Sedangkan JII merupakan bagian dari IHSG yang mencerminkan pergerakan harga saham yang berbasis syariah dengan jumlah emiten sebanyak 30 perusahaan. Variabel IHSG dan JII dipilih karena terdapat emiten yang sama namun terdaftar di dalam indeks konvensional dan indeks syariah, seperti AALI, ADRO, ANTM, ASII dan lain sebagainya. Sehingga investor perlu mengetahui seberapa besar risiko yang akan di tanggung oleh investor ketika berinvestasi pada emiten tersebut. Salah satu langkah antisipasi yang dapat dilakukan oleh investor adalah dengan melihat pola pergerakan bersama yang akan dimodelkan menggunakan CCC-MGARCH.

#### 4.1 Kajian Estimasi Parameter Model GARCH

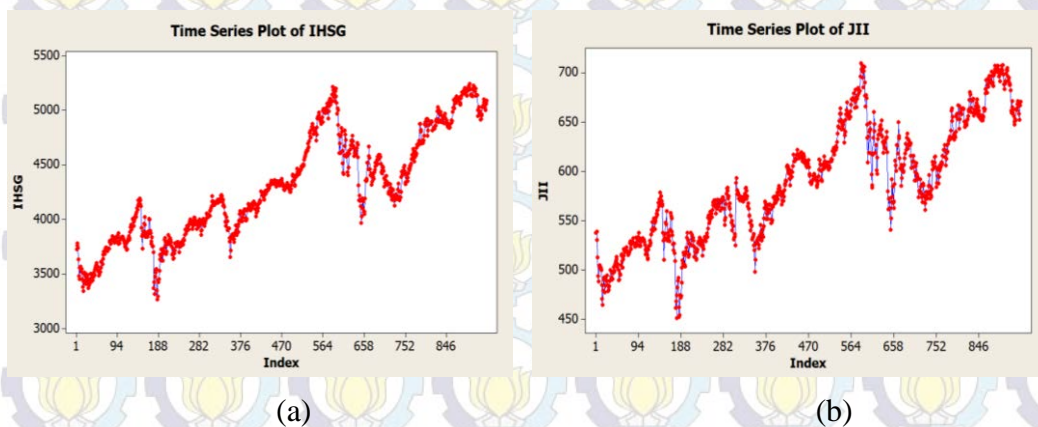
Sebelum menentukan model yang terbaik yang akan dijadikan sebagai alternatif dalam meramalkan pergerakan return indeks harga saham, maka perlu dicari estimasi parameter dari model. Estimasi parameter model GARCH dapat menggunakan metode MLE akan tetapi untuk mengestimasi model GARCH secara analitik sangat rumit, karena model tersebut tidak memiliki sifat *close form*. Sehingga untuk melakukan estimasi perlu dilakukan secara numerik dengan menggunakan metode iterasi BHHH pada persamaan (2.33).



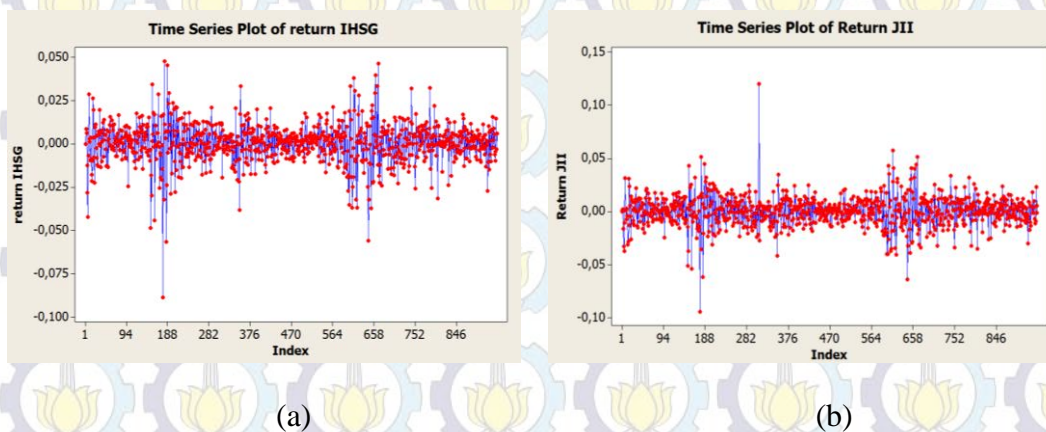
## 4.2 Penentuan Model Univariat GARCH Data IHSG dan JII

### 4.2.1 Deskripsi Data

Indeks harga saham IHSG dan JII mengalami fluktuasi sepanjang periode pengamatan. Nilai indeks harga saham IHSG dan JII selama tanggal 3 Januari 2011 sampai dengan 31 Oktober 2014 (lampiran dua). Dari data yang ada, deskripsi fluktuasi harga saham penutupan dan *return* IHSG dan JII secara keseluruhan dapat dilihat pada Gambar 4.1 dan Gambar 4.2 dengan menggunakan *software* Minitab, yaitu sebagai berikut



Gambar 4.1 Plot data harga saham penutupan: (a) IHSG dan (b) JII periode Januari 2011- Oktober 2014



Gambar 4.2 Plot *return*: (a) IHSG dan (b) JII periode Januari 2011- Oktober 2014

Berdasarkan pada Gambar 4.1 dapat ditunjukkan bahwa pergerakan harga saham IHSG dan JII untuk periode Januari 2011 sampai dengan Oktober 2014 mengalami peningkatan dan penurunan setiap saat. Gambar 4.2 menunjukkan bahwa data *return* IHSG dan JII tersebut stasioner terhadap *mean*. Jika diasumsikan

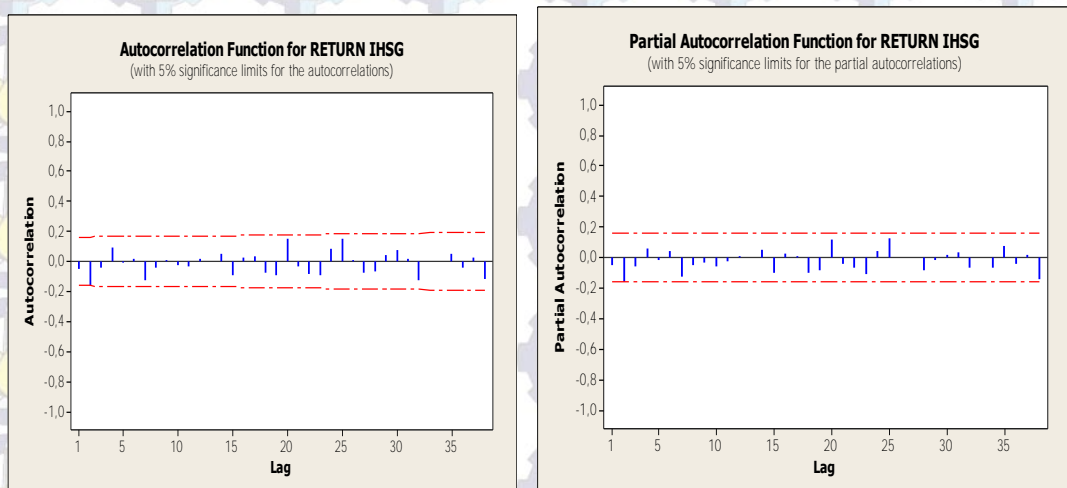


bahwa pasar modal Indonesia mengikuti pola *random walk*, maka data *return* IHSG dan JII bersifat *white noise* yang mengakibatkan model *mean* adalah konstan.

Sebelum dilakukan analisis untuk menentukan model yang cocok, data *return* akan dibagi menjadi data *in sample* dan data *out sample*. Data *in sample* digunakan untuk membangun model peramalan yang tersusun dari data pada bulan Januari 2011 hingga Maret 2014. Sedangkan data *out sample* digunakan untuk memvalidasi hasil ramalan yang dibangun telah memberikan hasil yang baik atau tidak, yang terdiri dari data pada bulan April 2014 hingga Oktober 2014.

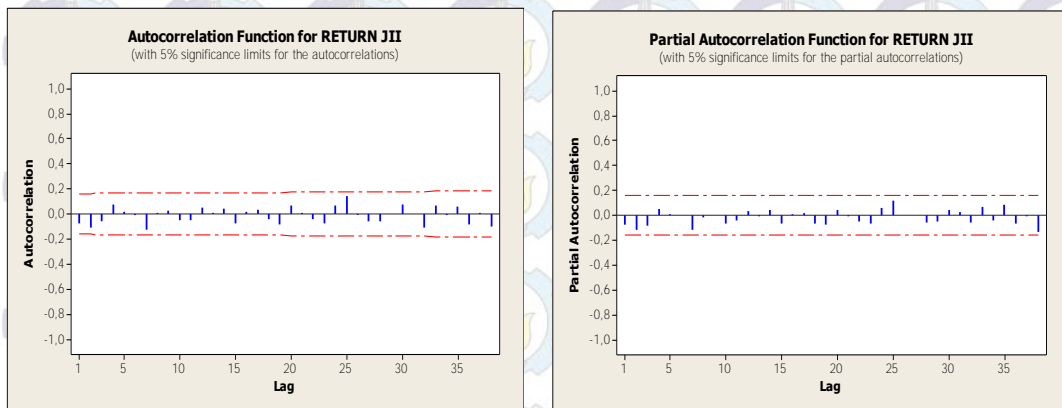
#### 4.2.2 Uji Stasioneritas

Uji stasioneritas data dapat dilakukan dengan membuat grafik sederhana. Secara visual Gambar 4.2 sudah menunjukkan bahwa data *return* IHSG dan JII sudah stasioner. Cara lain untuk menguji stasioneritas data adalah dengan melihat plot ACF dan PACF data yang ingin diteliti. Berikut ini adalah plot ACF dan PACF data *return* IHSG dan JII dengan menggunakan *software* Minitab.



Gambar 4.3 Plot ACF dan PACF *return* IHSG





Gambar 4.4 Plot ACF dan PACF *return* JII

Gambar 4.3 dan Gambar 4.4 menunjukkan bahwa data *return* IHSG dan JII sudah stasioner. Hal tersebut dapat dilihat berdasarkan korelogram dari *white noise* proses random, karena nilai autokorelasi pada keseluruhan lag berada disekitar nol, yang ditunjukkan pada tabel 4.1 sebagai berikut:

Tabel 4.1 Nilai ACF dan PACF *return* IHSG dan JII

Lag	<i>Return</i> IHSG		<i>Return</i> JII	
	ACF	PACF	ACF	PACF
1	-0,051003	-0,051003	-0,073635	-0,073635
2	-0,156183	-0,159198	-0,111346	-0,117405
3	-0,038497	-0,057452	-0,060744	-0,080083
4	0,089435	0,060359	0,074496	0,050508
5	-0,008540	-0,014375	0,014066	0,009013
6	0,019403	0,040408	-0,008318	0,003599
7	-0,124854	-0,121881	-0,125145	-0,117553
8	-0,038858	-0,053800	0,009775	-0,014701
9	0,010516	-0,029964	0,026258	-0,003149
10	-0,022230	-0,055217	-0,051440	-0,067339
11	-0,030108	-0,023376	-0,047264	-0,042735
12	0,018715	0,004874	0,052234	0,036103
13	0,002807	-0,000993	0,004693	-0,007615
14	0,053608	0,050229	0,040979	0,038437
15	-0,093178	-0,100914	-0,077086	-0,063885
16	0,026211	0,024839	0,013763	0,007477
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
37	0,025010	0,013312	0,012073	-0,005947
38	-0,116061	-0,138921	-0,101703	-0,135443



### 4.2.3 Uji Normalitas

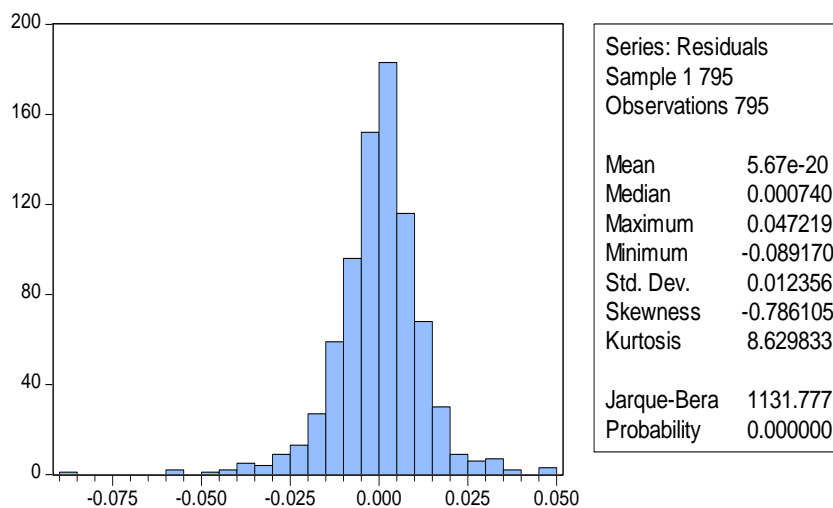
Pengujian ini dilakukan dengan cara mencari nilai *Jarque Bera*, yaitu nilai yang ditentukan berdasarkan nilai *skewness* dan *kurtosis*. Setelah diketahui berapa nilai *Jarque Bera*, maka selanjutnya nilai tersebut dibandingkan dengan nilai *critical value* yaitu *Chi-Square* ( $\chi^2$ ) pada *degree of freedom* sama dengan 2. Hipotesis yang digunakan dalam uji normalitas ini adalah:

$H_0$ : distribusi data *residual* terdistribusi normal

$H_1$ : distribusi data *residual* terdistribusi tidak normal

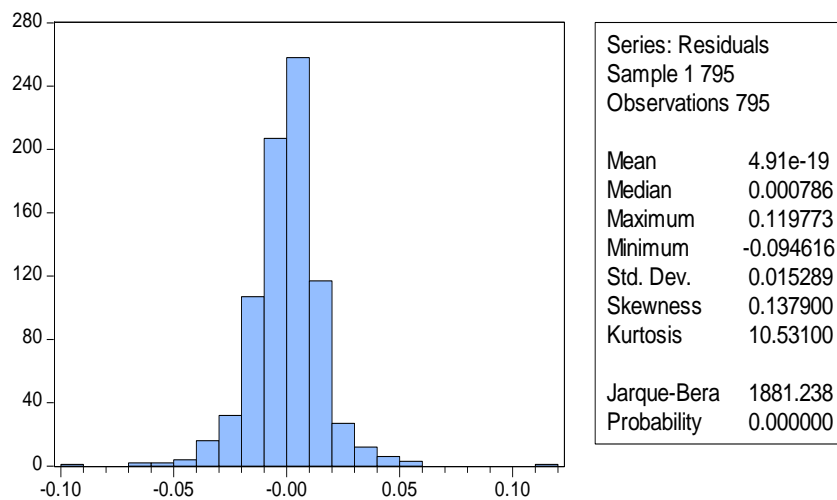
Jika nilai *Jarque Bera* lebih besar daripada *critical value* atau memiliki probabilitas lebih kecil daripada 5% maka *reject*  $H_0$ , sehingga diperoleh kesimpulan bahwa data *residual return* yang dihasilkan tidak mengikuti distribusi normal. Sebaliknya jika nilai *Jarque Bera* lebih kecil daripada nilai *Critical Value* atau memiliki nilai probabilitas lebih besar daripada 5% maka menerima  $H_0$  sehingga diperoleh kesimpulan bahwa data *residual return* yang dihasilkan mengikuti distribusi normal.

Berikut ini histogram hasil dari uji normalitas dengan menggunakan *reviews* 6, adalah sebagai berikut:



(a)





(b)

Gambar 4.5 Histogram *Residual Return*: (a) IHSG dan (b) JII

Hasil uji kenormalan dapat dilihat pada Gambar 4.5, *residual* model *mean* tidak menyebar normal dengan nilai  $p < 0,0001$  yang signifikan pada  $\alpha = 5\%$ . *Skewness* (kemenjuluran) yang bernilai negatif menunjukkan bahwa data *return* menjulur ke kiri sedangkan yang bernilai positif menunjukkan bahwa data *return* menjulur ke kanan. Nilai *kurtosis* (keruncingan) dari sebaran data memiliki nilai lebih besar dari 3 menunjukkan bahwa data *return* IHSG dan JII memiliki ekor yang lebih panjang dibandingkan dengan sebaran normal (*heavy tail*). Nilai *skewness* dan *kurtosis* tersebut menunjukkan bahwa data *return* mengumpul pada *return* yang bernilai besar. Hal tersebut mengindikasikan bahwa data *return* memiliki gejala awal heteroskedastisitas.

Nilai standar deviasi menunjukkan nilai volatilitas dari IHSG dan JII sebelum dilakukan permodelan. Volatilitas dapat menunjukkan seberapa besar tingkat resiko yang akan ditanggung investor. Berdasarkan statistik deskriptif pada Gambar 4.5 terlihat bahwa volatilitas JII sedikit lebih besar dibandingkan dengan volatilitas IHSG yaitu masing-masing sebesar 0,01529 dan 0,012356. Akan tetapi, perbedaan volatilitas tersebut tidak begitu signifikan.



#### 4.2.4 Uji Efek Heteroskedastisitas

Identifikasi adanya heteroskedastisitas secara visual dapat terlihat pada Gambar 4.2. pada Gambar tersebut terdapat perbedaan antara titik puncak dengan titik bawah pada beberapa periode dan ketidakseragaman simpangan-simpangannya. Pada Gambar juga terlihat tidak adanya pola trend, karena itu model konstanta cukup digunakan sebagai model *mean* bagi *return*.

Untuk model *mean* dapat dilihat pada tabel 4.2 di bawah ini, diperoleh dugaan intersep sebesar 0,000367 untuk *return* IHSG dan dugaan intersep sebesar 0,000306 untuk *return* JII, model *mean* bagi *return* hanya memasukkan komponen konstanta maka dugaan bagi intersepnya adalah nilai *mean*-nya.

Tabel 4.2 Model *mean* untuk *return* IHSG dan JII

Variable	Peubah	Dugaan	Std. Error	t-Statistic	Prob.
IHSG	C	0,000387	0,000438	0,836535	0,4031
JII	C	0,000306	0,000542	0,564769	0,5724

Model *mean* dapat dituliskan dalam persamaan sebagai berikut:

$$Y_{1,t} = 0,000387 + \varepsilon_{1,t} \quad (4.1)$$

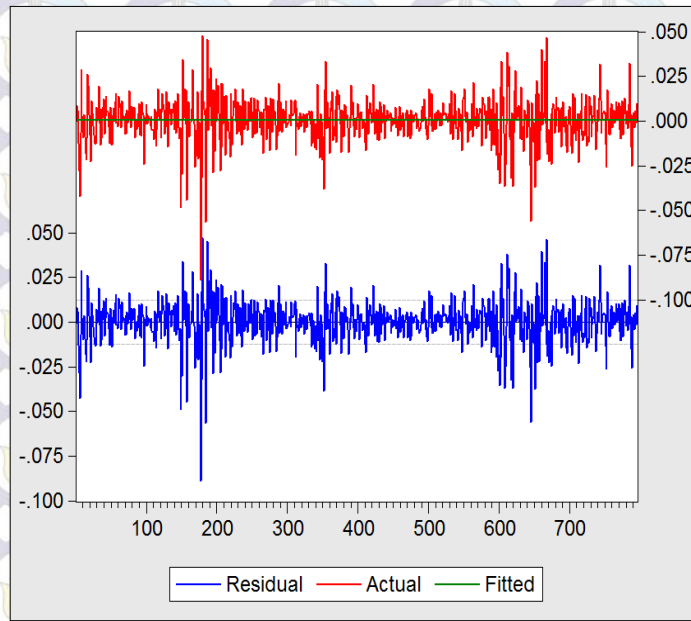
$$Y_{2,t} = 0,000306 + \varepsilon_{2,t} \quad (4.2)$$

Nilai *residual* data *return* yang dimodelkan ke dalam bentuk  $Y_t = C + \varepsilon_t$ , sehingga *residual* untuk  $Y_t$  diperoleh dengan menggunakan rumus  $\varepsilon_t = Y_t - C$  dengan persamaan sebagai berikut:

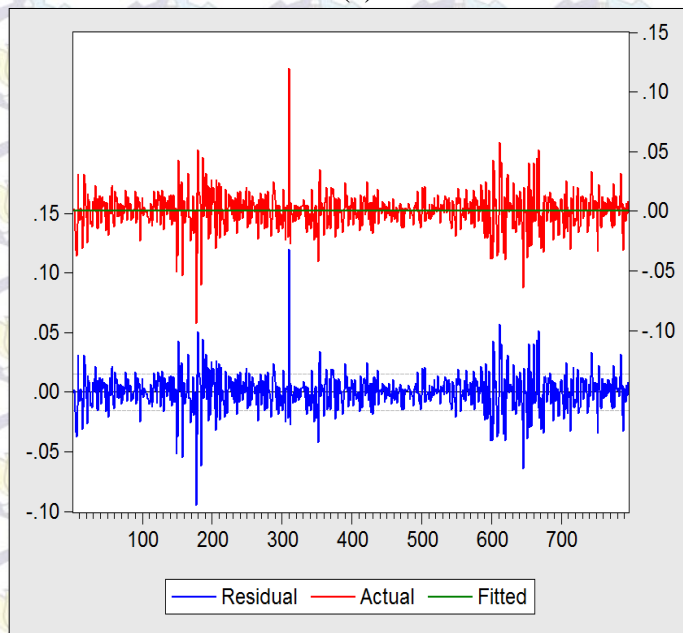
$$\varepsilon_{1,t} = Y_{1,t} - 0,000367 \quad (4.3)$$

$$\varepsilon_{2,t} = Y_{2,t} - 0,000306 \quad (4.4)$$





(a)

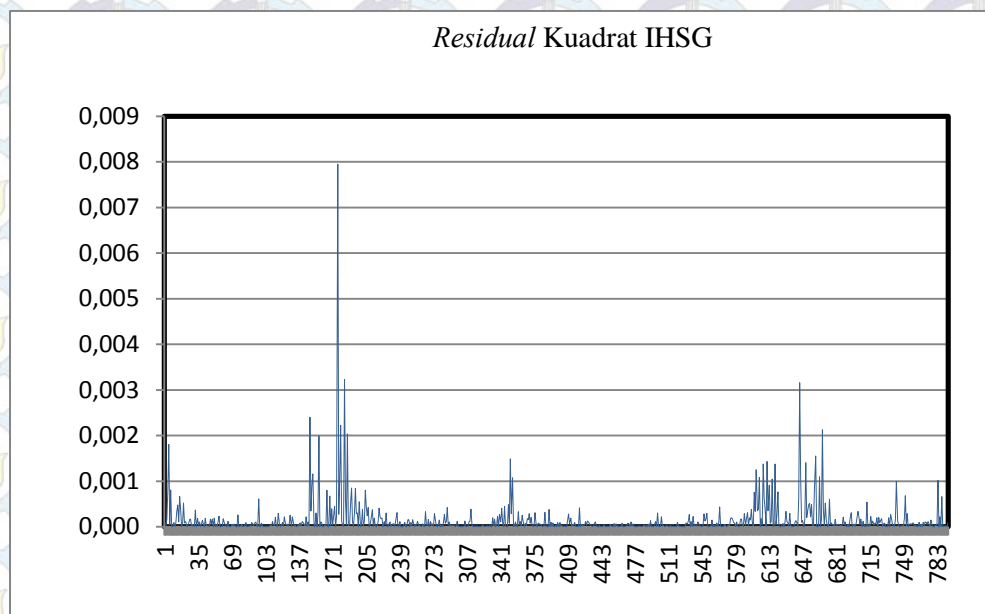


(b)

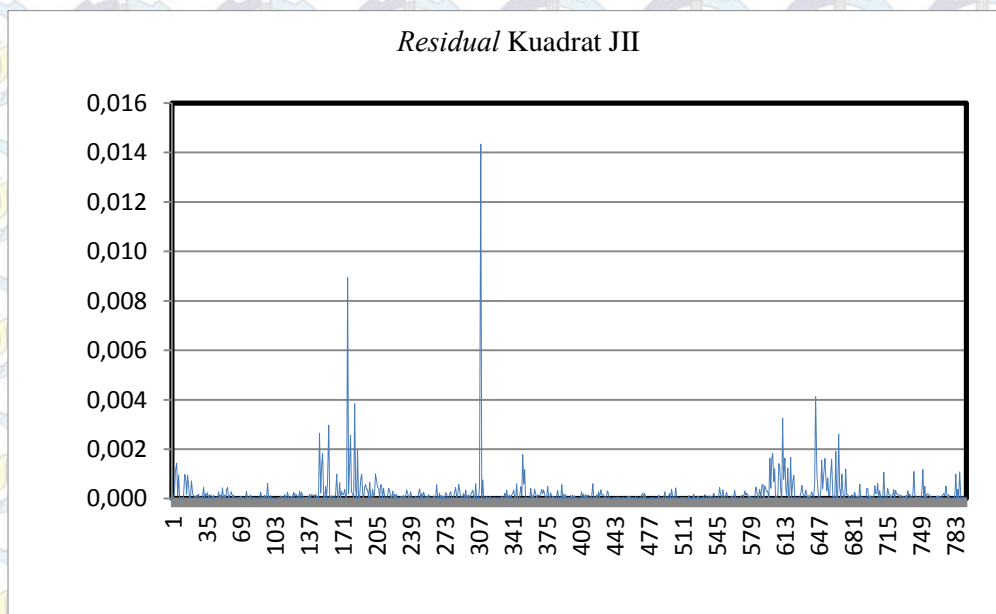
Gambar 4.6 Grafik *Residual* : (a) IHSG dan (b) JII

Gambar 4.6 menunjukkan nilai *residual* IHSG dan JII untuk data *in sample*. Selanjutnya untuk menguji efek ARCH pada data *return* tersebut maka langkah berikutnya adalah mengkuadratkan nilai *residual*. Adapun nilai kuadrat *residual* ( $\varepsilon_t^2$ ) yang ditunjukkan pada Gambar 4.7:





(a)

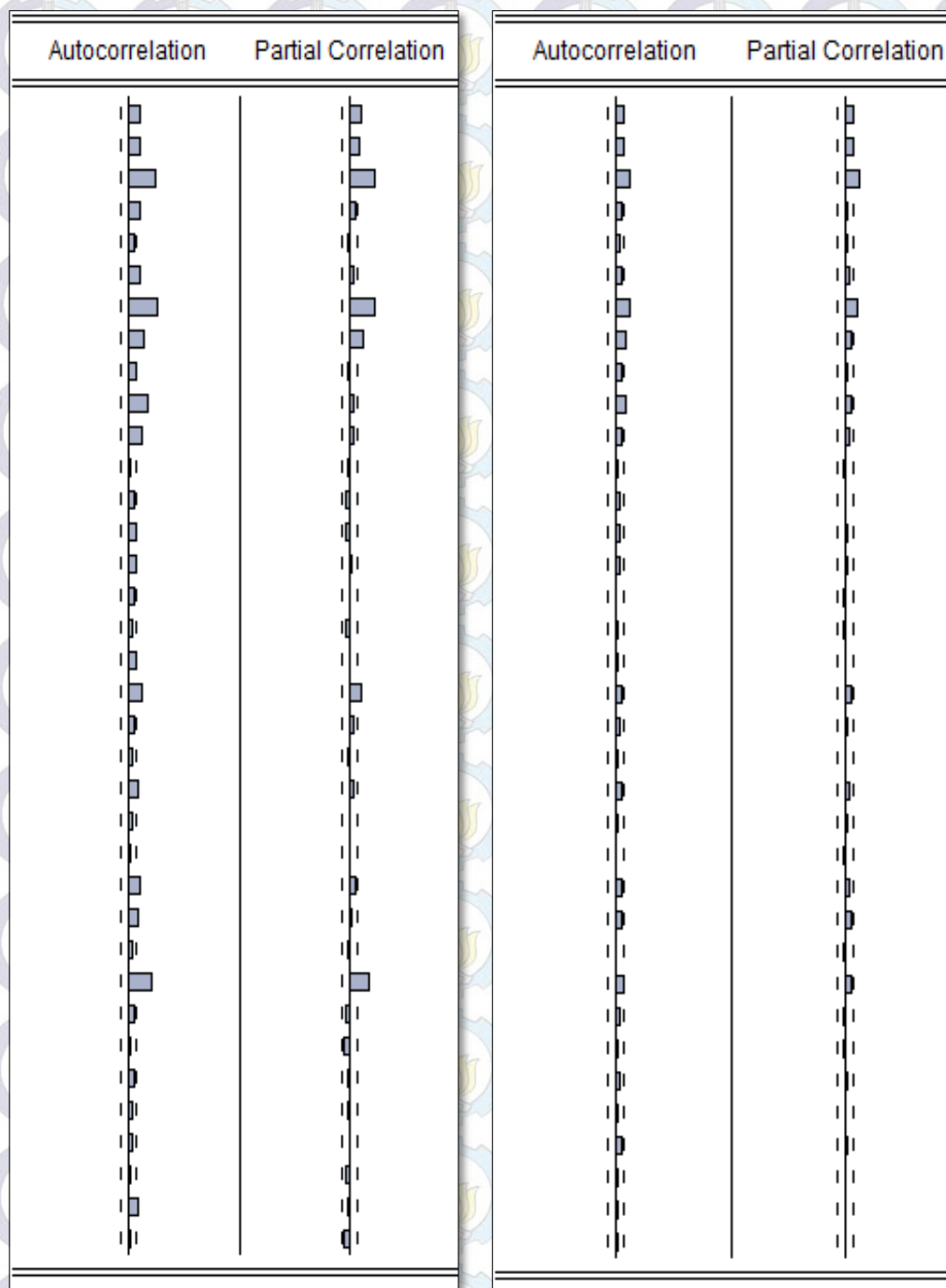


(b)

Gambar 4.7 Grafik *Residual* kuadrat:(a) IHSG dan (b) JII

Pengujian keberadaan efek ARCH-GARCH terhadap *residual* data *return* di lihat dengan membuat plot ACF dan PACF dari nilai *residual* yang dikuadratkan sebagai berikut :





(a) IHSG

(b) JII

Gambar 4.8 Plot ACF dan PACF dari data *Residual* kuadrat pada IHSG dan JII

Dari Gambar 4.7 dan Gambar 4.8 dapat ditunjukkan bahwa terdapat varians yang tidak konstan atau heteroskedastisitas. Hal ini ditunjukkan dengan adanya grafik batang yang berada di luar garis Bartlett.



Selain itu, untuk mendeteksi atau mengidentifikasi adanya unsur heteroskedastisitas, dapat dilakukan dengan menggunakan uji ARCH-*Lagrange Multiplier* pada taraf signifikansi  $\alpha = 5\%$  dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : Tidak ada efek heteroskedastisitas.

$H_1$ : Terdapat efek heteroskedastisitas.

Dengan kriteria tolak  $H_0$  jika nilai LM lebih besar daripada  $\chi^2_{(q)}$  mengindikasikan adanya pengaruh ARCH. Berikut ini output *Software Eviews 6* untuk ARCH-LM test

Tabel 4.3 Uji heteroskedastisitas *residual* kuadrat model *mean* IHSG

Orde	LM = TR <sup>2</sup>	$\cdot \chi^2_{(q)}$
1	9,8393	3,8415
2	16,4533	5,9915
3	61,8247	7,8147
4	64,1604	9,4877
5	64,6165	11,0705
6	66,4117	12,5916
7	110,3143	14,0671
8	118,6423	15,5073
9	119,8079	16,9190
10	120,4618	18,3070
11	121,2776	19,6750
12	121,7286	21,0260

Berdasarkan tabel 4.3, Statistik uji yang digunakan adalah hasil perkalian banyaknya observasi (T) dengan koefisien determinasi ( $R^2$ ). Nilai TR<sup>2</sup> dari *residual* kuadrat model *mean* IHSG lebih besar dari nilai  $\chi^2_{(q)}$  sehingga diputuskan menolak  $H_0$ . Jadi, data *residual* kuadrat IHSG memiliki efek ARCH atau memiliki sifat heteroskedastisitas.



Tabel 4.4 Uji heteroskedastisitas *residual* kuadrat model *mean* JII

Orde	LM = TR <sup>2</sup>	$\cdot \chi^2_{(q)}$
1	3.9879	3,8415
2	7.8756	5,9915
3	18.2607	7,8147
4	18.6356	9,4877
5	19.0797	11,0705
6	19.6538	12,5916
7	29.8282	14,0671
8	32.2583	15,5073
9	32.5001	16,9190
10	34.3271	18,3070
11	34.7772	19,6750
12	35.0233	21,0260

Berdasarkan tabel 4.3, Statistik uji yang digunakan adalah hasil perkalian banyaknya observasi (T) dengan koefisien determinasi ( $R^2$ ). Nilai  $TR^2$  dari *residual* kuadrat model *mean* IHSG lebih besar dari nilai  $\chi^2_{(q)}$  sehingga diputuskan menolak  $H_0$ . Jadi, data *residual* kuadrat IHSG memiliki efek ARCH atau memiliki sifat heteroskedastisitas.

Banyaknya orde yang signifikan menunjukkan banyaknya orde ARCH yang diperlukan untuk memodelkan fungsi varians. Model ARCH adalah proses *short memory* yang hanya memasukkan  $q$  *residual* kuadrat yang digunakan untuk menduga perubahan varians. Sedangkan model GARCH adalah proses *long memory* yang menggunakan semua *residual* kuadrat pada waktu sebelumnya untuk menduga varians saat ini. Berdasarkan uji heteroskedastisitas pada Tabel 4.3 dan Tabel 4.4, orde yang panjang hingga orde 12 ini mengindikasikan adanya proses GARCH.



#### 4.2.5 Penaksiran Parameter Model GARCH

##### a. Identifikasi model GARCH

Perbandingan beberapa pendugaan model GARCH berdasarkan Gambar 4.8 terdapat dalam lampiran tiga. Model GARCH yang sesuai berdasarkan nilai AIC dan SIC adalah GARCH (1,1) dan EGARCH (1,1). Kemudian penaksiran parameter model GARCH(1,1) dan EGARCH(1,1) menggunakan metode *Maksimum Likelihood Estimation* (MLE) dengan bantuan program *Eviews 6* sebagai berikut

##### 1. Model GARCH *return* IHSG

Model GARCH (1,1) untuk *return* IHSG dengan parameter  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$ ,  $\beta_1$  masing-masing adalah 0,00000319, 0,144037, dan 0,844202 yang dapat dituliskan menjadi:

$$\sigma_t^2 = 0,00000319 + 0,144037 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,844202 \sigma_{t-1}^2, \quad (4.5)$$

untuk varians pada period ke- $t$  ditentukan oleh suatu konstanta (0,00000319) dan *residual* kuadrat pada periode sebelumnya dengan proporsi 14,4% dan varians periode sebelumnya dengan proporsi 84,4%.

Tabel 4.5 Estimasi Parameter Model GARCH (1,1) IHSG

Model	Parameter	Koefisien	Std. Error	z-Statistic	Prob.
GARCH (1,1)	$\alpha_0$	0,00000319	1.52E-06	2.098119	0,0359
	$\alpha_1$	0,144037	0,032269	4.463552	0,0000
	$\beta_1$	0,844202	0,027512	30,68472	0,0000

Dari tabel 4.5 dapat ditunjukkan bahwa:

- Nilai koefisien  $\alpha_0$  sebesar 0,00000319 dengan nilai statistik z-nya signifikan yaitu sebesar 2,098119. Demikian juga dengan nilai probabilitasnya (0,0367), di bawah  $\alpha = 5\%$ .
- Nilai koefisien ARCH ( $\alpha_1$ ) sebesar 0,144037, nilai statistik z-nya signifikan yaitu sebesar 4. 463552 dengan nilai probabilitas (0,0000), dibawah  $\alpha = 5\%$ .



- c) Nilai koefisien GARCH ( $\beta_1$ ) sebesar 0,844202, nilai statistik z-nya signifikan yaitu sebesar 30,68472 dengan nilai probabilitas (0,0000), dibawah  $\alpha = 5\%$ .

## 2. Model GARCH *return* JII

Model GARCH (1,1) untuk *return* JII dengan parameter  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$ ,  $\beta_1$  masing-masing adalah 0,0000096, 0,251281, dan 0,748017 yang dapat dituliskan menjadi:

$$\sigma_t^2 = 0,0000096 + 0,251281 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,748017 \sigma_{t-1}^2 \quad (4.6)$$

untuk varians pada period ke- $t$  ditentukan oleh suatu konstanta (0,0000096) dan *residual* kuadrat pada periode sebelumnya dengan proporsi 25,1% dan varianssi periode sebelumnya dengan proporsi 74,8%.

Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model GARCH (1,1) JII

Model	Parameter	Koefisien	Std. Error	z-Statistic	Prob.
GARCH (1,1)	$\alpha_0$	0,0000096	3.20E-06	3.001360	0,0027
	$\alpha_1$	0,251281	0,078822	3.187964	0,0014
	$\beta_1$	0,748017	0,045503	16.43888	0,0000

Dari Tabel 4.6 dapat ditunjukkan bahwa:

- Nilai koefisien  $\alpha_0$  sebesar 0,0000096 dengan nilai statistik z-nya signifikan yaitu sebesar 3.001360, Demikian juga dengan nilai probabilitasnya yang kecil (0,0027), di bawah  $\alpha = 5\%$ .
- Nilai koefisien ARCH ( $\alpha_1$ ) sebesar 0,251281, nilai statistik z-nya signifikan yaitu sebesar 3.187964 dengan nilai probabilitas (0,0014), dibawah  $\alpha = 5\%$ .
- Nilai koefisien GARCH ( $\beta_1$ ) sebesar 0,748017, nilai statistik z-nya signifikan yaitu sebesar 16.43888 dengan nilai probabilitas (0,000), dibawah  $\alpha = 5\%$ .



### 3. Model EGARCH *return* IHSG

Model EGARCH (1,1) untuk *return* IHSG dengan parameter  $\omega$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  masing-masing sebesar -0,469262, 0,216641, 0,966764, dan -0,103735 dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\ln(\sigma_t^2) = -0,469262 + 0,966764 \ln(h_{t-1}) + 0,216641(|v_{t-1}| - E(v_{t-1})) - 0,103735(v_{t-1}) \quad (4.7)$$

dimana  $v_{t-1} = \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ ,

Tabel 4.7 Estimasi Parameter Model EGARCH (1,1) IHSG

Model	Parameter	Koefisien	Std. Error	z-Statistic	Prob.
EGARCH (1,1)	$\omega$	-0,469262	0,132286	-3.547332	0,0004
	$\alpha$	0,216641	0,048131	4.501057	0,0000
	$\beta$	0,966764	0,012037	78.05868	0,0000
	$\gamma$	-0,103735	0,044092	-2.379162	0,0186

Nilai  $\gamma$  yang tidak sama dengan nol menunjukkan adanya pengaruh asimetrik. Berdasarkan hasil estimasi parameter pada tabel 4.7, dapat diambil kesimpulan bahwa parameter EGARCH (1,1) untuk *return* IHSG signifikan secara statistik pada  $\alpha = 5\%$ .

### 4. Model EGARCH *return* JII

Model EGARCH (1,1) untuk *return* JII dengan parameter  $\omega$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  masing-masing sebesar -0,485697, 0,199434, -0,157729, dan 0,961200- dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\ln(\sigma_t^2) = -0,485697 + 0,961 \ln(h_{t-1}) + 0,199434(|v_{t-1}| - E(v_{t-1})) - 0,157729(v_{t-1}) \quad (4.8)$$

dimana  $v_{t-1} = \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ ,



Tabel 4.8 Estimasi Parameter Model EGARCH (1,1) JII

Model	Parameter	Koefisien	Std. Error	z-Statistic	Prob.
EGARCH (1,1)	$\omega$	-0,485697	0,117512	-4.133175	0,0000
	$\alpha$	0,199434	0,036701	5.433985	0,0000
	$\gamma$	-0,157729	0,062875	-2.508603	0,0121
	$\beta$	0,961200	0,011869	80,98719	0,0000

Nilai  $\gamma$  yang tidak sama dengan nol menunjukkan adanya pengaruh asimetrik. Berdasarkan hasil estimasi parameter pada tabel 4.8, dapat diambil kesimpulan bahwa parameter EGARCH (1,1) untuk *return* JII signifikan secara statistik pada  $\alpha = 5\%$ .

#### 4.2.6 Uji Diagnostik

Uji diagnostik atau uji kesesuaian model GARCH diperlukan untuk mengetahui apakah model GARCH sudah sesuai untuk memodelkan data *return* IHSG dan JII.

##### a. Kriteria Penentuan Model Terbaik

Dalam suatu analisis data khususnya analisis *time series*, terkadang terdapat beberapa model memenuhi asumsi, sehingga diperlukan suatu model terbaik dengan beberapa kriteria yang digunakan untuk memilih model terbaik, diantaranya residual maupun peramalan residual. Berdasarkan kriteria uji keberartian koefisien maka model GARCH (1,1) maupun EGARCH (1,1) sesuai pada taraf signifikansi  $\alpha = 5\%$ .

Kriteria lainnya adalah dengan membandingkan nilai AIC dan SC pada data *in sample* yang lebih kecil merupakan model terbaik yang mampu menjelaskan volatilitas dari data. Berdasarkan perbandingan model pada data *return* IHSG diperoleh nilai AIC dan SC model GARCH (1,1) masing-masing adalah -6.215951 dan -6.192413 sedangkan nilai AIC dan SC model EGARCH (1,1) masing-masing adalah -6.238013 dan -6.226707. Untuk data *return* JII diperoleh AIC dan SC model GARCH (1,1) masing-masing adalah -5.720395 dan -5.696856 sedangkan nilai AIC dan SC model EGARCH (1,1) masing-



masing adalah -5.755554 dan -5.773671 (lampiran tiga). Maka dapat disimpulkan bahwa model yang lebih sesuai untuk menjelaskan volatilitas *return* IHSG dan JII adalah model EGARCH (1,1).

b. Pemeriksaan model

Pemeriksaan model dilakukan dengan melakukan pemeriksaan pada *residual* kuadrat. Pemeriksaan model meliputi pemeriksaan kehomogenan model meliputi pemeriksaan kehomogenan volatilitas *residual* kuadrat dan pemeriksaan pemeriksaan autokorelasi *residual* kuadrat

Pengujian kehomogenan *residual* kuadrat pada model GARCH dan model EGARCH menunjukkan adanya kehomogenan volatilitas *residual* kuadrat untuk *return* IHSG dan JII. Nilai  $TR^2$  dari *residual* kuadrat *return* IHSG dan JII lebih kecil dari nilai  $\chi^2_{(q)}$  sehingga diputuskan menerima  $H_0$ . Jadi, data *residual* kuadrat IHSG dan JII sudah tidak memiliki efek ARCH atau memiliki sifat homokedastisitas.

Tabel 4.9 Uji Kehomogenan volatilitas *residual* kuadrat untuk *return* IHSG pada model GARCH dan model EGARCH

Lag	GARCH (1,1)		EGARCH (1,1)	
	LM = $TR^2$	$\cdot \chi^2_{(q)}$	LM = $TR^2$	$\cdot \chi^2_{(q)}$
1	0,017795	3,8415	0,000114	3,8415
2	0,017848	5,9915	0,049453	5,9915
3	0,033198	7,8147	0,121366	7,8147
4	0,049090	9,4877	0,183304	9,4877
5	2,875327	11,0705	4,235860	11,0705
6	2,853526	12,5916	4,321916	12,5916
7	2,987483	14,0671	5,085234	14,0671
8	3,073112	15,5073	5,665234	15,5073
9	3,660027	16,9190	6,339259	16,9190
10	3,556779	18,3070	6,280906	18,3070
11	3,487624	19,6750	6,271360	19,6750
12	4,277834	21,0260	7,535244	21,0260



Tabel 4.10 Uji Kehomogenan volatilitas *residual* kuadrat untuk *return* JII pada model GARCH dan model EGARCH

Lag	GARCH (1,1)		EGARCH (1,1)	
	LM = TR <sup>2</sup>	$\cdot \chi^2_{(q)}$	LM = TR <sup>2</sup>	$\cdot \chi^2_{(q)}$
1	0,006408	3,8415	0,001252	3,8415
2	0,733033	5,9915	0,016205	5,9915
3	0,977038	7,8147	0,050559	7,8147
4	1,348648	9,4877	0,118014	9,4877
5	1,402307	11,0705	0,811846	11,0705
6	1,856822	12,5916	1,110927	12,5916
7	1,830246	14,0671	1,191147	14,0671
8	1,902362	15,5073	1,262523	15,5073
9	2,021205	16,9190	1,584517	16,9190
10	1,981959	18,3070	1,525025	18,3070
11	2,094976	19,6750	1,732863	19,6750
12	2,707432	21,0260	2,705386	21,0260

Tabel 4.11 Uji autokorelasi volatilitas *residual* kuadrat untuk *return* IHSG pada model GARCH (1,1)

Autocorrelation		Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob	
.	.	.	.	1	0,005	0,005	0,0178	0,894
.	.	.	.	2	0,001	0,001	0,0190	0,991
.	.	.	.	3	0,005	0,005	0,0358	0,998
.	.	.	.	4	-0,004	-0,004	0,0495	1,000
.	.	.	.	5	-0,060	-0,060	2,8954	0,716
.	.	.	.	6	-0,010	-0,009	2,9715	0,812
.	.	.	.	7	0,013	0,013	3,0982	0,876
.	.	.	.	8	0,012	0,012	3,2109	0,920
.	.	.	.	9	0,027	0,027	3,8045	0,924
.	.	.	.	10	-0,002	-0,006	3,8074	0,956
.	.	.	.	11	0,006	0,005	3,8362	0,974
.	.	.	.	12	-0,031	-0,030	4,6279	0,969
.	.	.	.	13	-0,018	-0,016	4,8902	0,978
.	.	.	.	14	-0,023	-0,019	5,3021	0,981
.	.	.	.	15	-0,021	-0,020	5,6481	0,985



Tabel 4.12 Uji autokorelasi volatilitas *residual* kuadrat untuk *return* IHSG pada model EGARCH (1,1)

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
.	.	1	0,000	0,000	0,0001	0,991
.	.	2	0,008	0,008	0,0499	0,975
.	.	3	0,010	0,010	0,1253	0,989
.	.	4	0,009	0,009	0,1849	0,996
*	*	5	-0,071	-0,071	4,1910	0,522
.	.	6	-0,013	-0,013	4,3195	0,634
.	.	7	0,029	0,031	5,0155	0,658
.	.	8	0,026	0,028	5,5736	0,695
.	.	9	0,027	0,028	6,1472	0,725
.	.	10	-0,004	-0,010	6,1627	0,801
.	.	11	0,013	0,009	6,2976	0,853
.	.	12	-0,040	-0,038	7,6156	0,814
.	.	13	-0,017	-0,013	7,8365	0,854
.	.	14	-0,012	-0,008	7,9556	0,892
.	.	15	-0,014	-0,015	8,1196	0,919

Tabel 4.13 Uji autokorelasi volatilitas *residual* kuadrat untuk *return* JII pada model GARCH (1,1)

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
.	.	1	-0,001	-0,001	0,0013	0,972
.	.	2	0,004	0,004	0,0158	0,992
.	.	3	-0,007	-0,007	0,0516	0,997
.	.	4	-0,009	-0,009	0,1204	0,998
.	.	5	-0,030	-0,030	0,8351	0,975
.	.	6	-0,020	-0,020	1,1588	0,979
.	.	7	0,009	0,009	1,2198	0,990
.	.	8	0,010	0,010	1,3013	0,996
.	.	9	0,021	0,021	1,6711	0,996
.	.	10	-0,001	-0,002	1,6717	0,998
.	.	11	-0,017	-0,018	1,9094	0,999
.	.	12	-0,035	-0,034	2,8889	0,996
.	.	13	-0,020	-0,019	3,2264	0,997
.	.	14	-0,008	-0,006	3,2760	0,998
.	.	15	0,000	0,000	3,2761	0,999



Tabel 4.14 Uji autokorelasi volatilitas *residual* kuadrat untuk *return* JII pada model EGARCH (1,1)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
.	.	1 0,003	0,003	0,0064	0,936
.	.	2 -0,030	-0,030	0,7385	0,691
.	.	3 -0,017	-0,017	0,9825	0,805
.	.	4 -0,021	-0,022	1,3460	0,854
.	.	5 -0,013	-0,014	1,4753	0,916
.	.	6 -0,022	-0,024	1,8780	0,931
.	.	7 0,000	-0,001	1,8780	0,966
.	.	8 0,010	0,008	1,9591	0,982
.	.	9 0,015	0,014	2,1464	0,989
.	.	10 0,003	0,002	2,1521	0,995
.	.	11 -0,014	-0,013	2,3109	0,997
.	.	12 -0,028	-0,028	2,9605	0,996
.	.	13 -0,018	-0,018	3,2155	0,997
.	.	14 -0,011	-0,013	3,3222	0,998
.	.	15 -0,005	-0,007	3,3453	0,999

Tabel 4.9 dan Tabel 4.10 menunjukkan bahwa *residual* kuadrat untuk *return* IHSG dan JII bersifat *random* atau *white noise*. Untuk Uji autokorelasi dapat ditunjukkan dengan plot ACF dan PACF untuk model GARCH (1,1) dan EGARCH (1,1) pada *return* IHSG dan JII. Plot ACF dan PACF untuk data *return* IHSG yang ditunjukkan pada Tabel 4.11 dan Tabel 4.12. Plot ACF dan PACF untuk data *return* JII yang ditunjukkan pada Tabel 4.13 dan Tabel 4.14. Nilai ACF dan PACF tersebut mengindikasikan bahwa tidak terdapat autokorelasi dari *residual* kuadrat model GARCH(1,1) dan EGARCH (1,1), sehingga dapat dikatakan model GARCH(1,1) dan EGARCH (1,1) sesuai memodelkan data *return* tersebut.

#### 4.2.7 Uji Validitas

Uji Validitas model univariat GARCH dapat dilakukan berdasarkan *error* dari peramalan dengan menggunakan data *out sample* sebanyak 143 data pengamatan. Berikut ini adalah nilai RMSE, MAE, dan MAPE dari model GARCH (1,1) dan EGARCH (1,1) yang telah memenuhi signifikansi parameter



dan dapat dijadikan sebagai alternatif model untuk mewakili data *return* IHSG dan JII yaitu:

Tabel 4.15 Kriteria Pemilihan model GARCH, dan EGARCH data *return* IHSG

Model	RMSE	MAE
GARCH(1,1)	0,008019	0,005837
EGARCH(1,1)	0,008010	0,005850

Tabel 4.16 Kriteria Pemilihan model GARCH, dan EGARCH data *return* JII

Model	RMSE	MAE
GARCH(1,1)	0,009958	0,007432
EGARCH(1,1)	0,009941	0,007423

Hasil validasi untuk kedua model dapat dilihat pada Tabel 4.15 dan Tabel 4.16. Berdasarkan nilai RMSE dan MAE tidak terlihat adanya perbedaan antara model GARCH dan EGARCH. Sehingga kedua model univariat GARCH tersebut dapat digunakan sebagai dasar untuk melakukan pemodelan multivariat GARCH.

#### 4.3 Pemodelan Multivariat GARCH Data IHSG dan JII

Tahap pertama pemodelan CCC-MGARCH adalah dengan menggunakan data *in sample* dari Januari 2011 sampai dengan Maret 2014. Kemudian dilanjutkan tahap untuk memperoleh korelasi dari model CCC-MGARCH yang valid dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : Tidak terjadi *constant conditional correlation* antara return IHSG dan return JII.

$H_1$ : Terjadi *constant conditional correlation* antara return IHSG dan return JII.

Berdasarkan persamaan (2.40) dengan variabel IHSG dan JII, maka diperoleh model :



$$H_t = \begin{bmatrix} \sigma_{1,t}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{2,t}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} \\ \rho_{12} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{1,t}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{2,t}^2 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \sigma_{1,t}^2 & \rho_{12} \sigma_{1,t} \sigma_{2,t} \\ \rho_{12} \sigma_{1,t} \sigma_{2,t} & \sigma_{2,t}^2 \end{bmatrix}$$

#### 4.3.1 Estimasi Parameter Multivariate GARCH

Metode untuk mengestimasi parameter untuk model CCC-MGARCH menggunakan *two-step approach*. Meskipun metode maksimum *likelihood* dapat digunakan untuk model multivariat GARCH, untuk representasi CCC dapat digunakan *first step* dari metode *two-step approach*. Metode tersebut cukup untuk melakukan estimasi parameter karena model CCC memiliki koefisien korelasi yang konstan. Langkah awal estimasi parameter sudah diperoleh berdasarkan proses univariat GARCH pada pembahasan sebelumnya.

##### 1. GARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1).

Berdasarkan model univariat GARCH (1,1) untuk memodelkan CCC-MGARCH diperoleh 7 parameter yang akan diestimasi menggunakan *software Ox Metriks 6*, dengan formulasi sebagai berikut :

Tabel 4.17 Estimasi Parameter GARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1)

	Coefficient	t-prob
Part: RIHSG		
C x 10 <sup>4</sup>	0,174	0,0019
ARCH(Alpha1)	0,248	0,0000
GARCH(Beta1)	0,648	0,0000
Part: RJII		
C x 10 <sup>4</sup>	0,326	0,0007
ARCH(Alpha1)	0,374	0,0000
GARCH(Beta1)	0,548	0,0000
Part: Correlation		
rho_21	0,874223	0,0000

Berdasarkan tabel 4.17 diperoleh model bivariat CCC yang memiliki bentuk sebagai berikut:

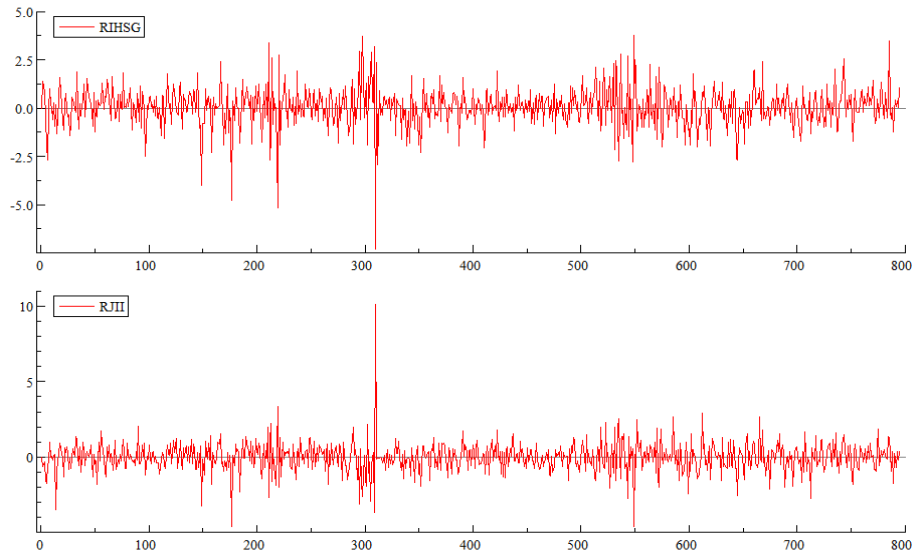


$$\hat{\sigma}_{1,t}^2 = 0,0000174 + 0,248 \varepsilon_{1,t-1}^2 + 0,648 \sigma_{1,t-1}^2 \quad (4.9)$$

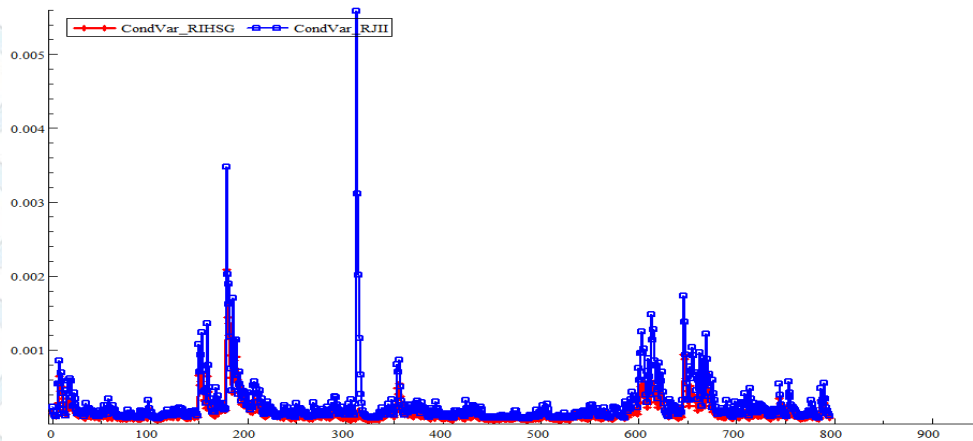
$$\hat{\sigma}_{2,t}^2 = 0,0000326 + 0,326 \varepsilon_{2,t-1}^2 + 0,548 \sigma_{2,t-1}^2 \quad (4.10)$$

$$\hat{\sigma}_{12,t}^2 = \rho_{12} \sqrt{\sigma_{1,t} \sigma_{2,t}}, \text{ dimana } \rho_{12} = 0,874521. \quad (4.11)$$

Berdasarkan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.17 dapat dilihat bahwa seluruh parameter signifikan pada  $\alpha = 5\%$ .

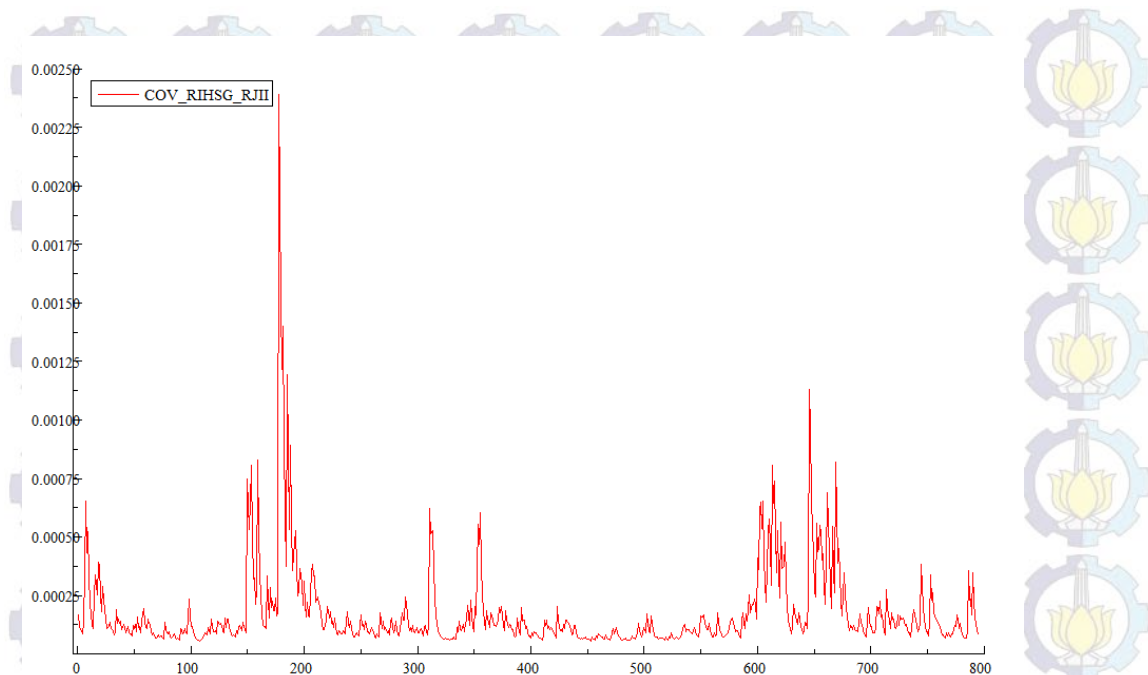


Gambar 4.9 *Standardized Residual* model GARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1) untuk data *in sample return* IHSG dan JII.



Gambar 4.10 Estimasi varians bersyarat model GARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1) untuk data *in sample return* IHSG dan JII.





Gambar 4.11 Estimasi kovarians bersyarat model GARCH(1,1)-CCC-MGARCH (1,1) untuk data *in sample return* IHSG dan JII.

## 2. EGARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1).

Berdasarkan model univariat GARCH (1,1) untuk memodelkan CCC-MGARCH diperoleh 9 parameter yang akan diestimasi menggunakan *software Ox Metriks 6*, dengan formulasi sebagai berikut :

Tabel 4.18 Estimasi Parameter EGARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1)

	Coefficient	t-prob
Part: RIHSG		
$C \times 10^4$	-8,9219	0,0000
ARCH(Alpha1)	-0,342082	0,0000
GARCH(Beta1)	0,827776	0,0000
EGARCH(Theta1)	-0,242454	0,0000
Part: RJII		
$C \times 10^4$	-8.5845	0,0000
ARCH(Alpha1)	-0,385406	0,0000
GARCH(Beta1)	0,818129	0,0000
EGARCH(Theta1)	-0,316074	0,0000
Part: Correlation		
rho_21	0,891091	0,0000



Berdasarkan Tabel 4.18 diperoleh model bivariat CCC yang memiliki bentuk sebagai berikut:

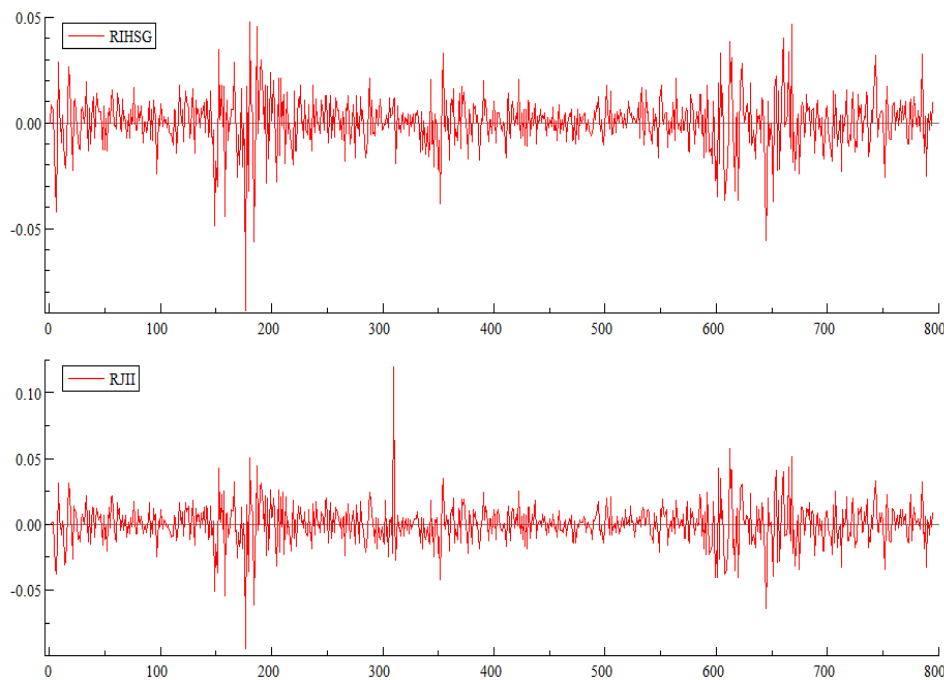
$$\ln \hat{\sigma}_{1,t}^2 = -0,000089 - 0,2425 v_{1,t-1} - 0,3421 (|v_{1,t-1}| - E|v_{1,t}|) + 0,8278 \ln \hat{\sigma}_{1,t-1}^2, \quad (4.12)$$

$$\ln \hat{\sigma}_{2,t}^2 = -0,000086 - 0,3161 v_{2,t-1} - 0,3854 (|v_{2,t-1}| - E|v_{2,t}|) + 0,8181 \ln \hat{\sigma}_{2,t-1}^2 \quad (4.13)$$

$$\hat{\sigma}_{12,t}^2 = \rho_{12} \sqrt{\hat{\sigma}_{1,t}^2 \hat{\sigma}_{2,t}^2}, \text{ dimana } \rho_{12} = 0,891091. \quad (4.14)$$

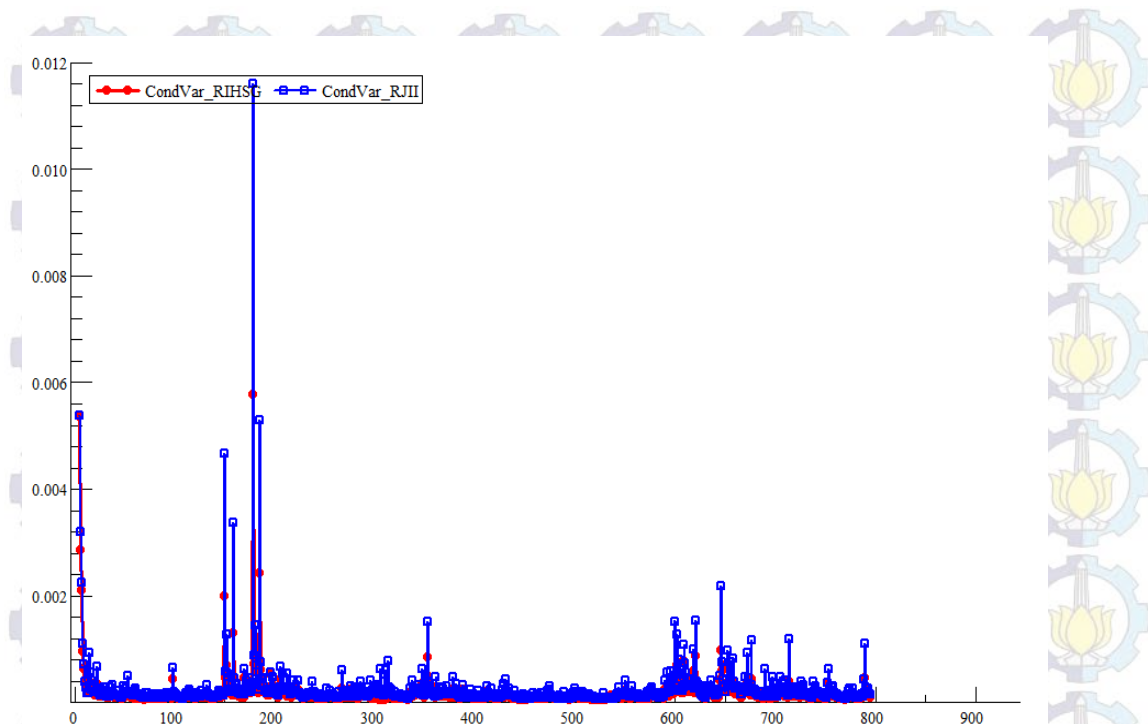
Berdasarkan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.18 dapat dilihat bahwa seluruh parameter signifikan pada  $\alpha = 5\%$ .

Gambar 4.13, Gambar 4.14, Gambar 4.15, dan Gambar 4.16 merupakan hasil output dari *software ox metrix 6*, setelah proses estimasi parameter *return* IHSG dan JII dengan model EGARCH (1,1)-CCC-MGARCH(1,1)

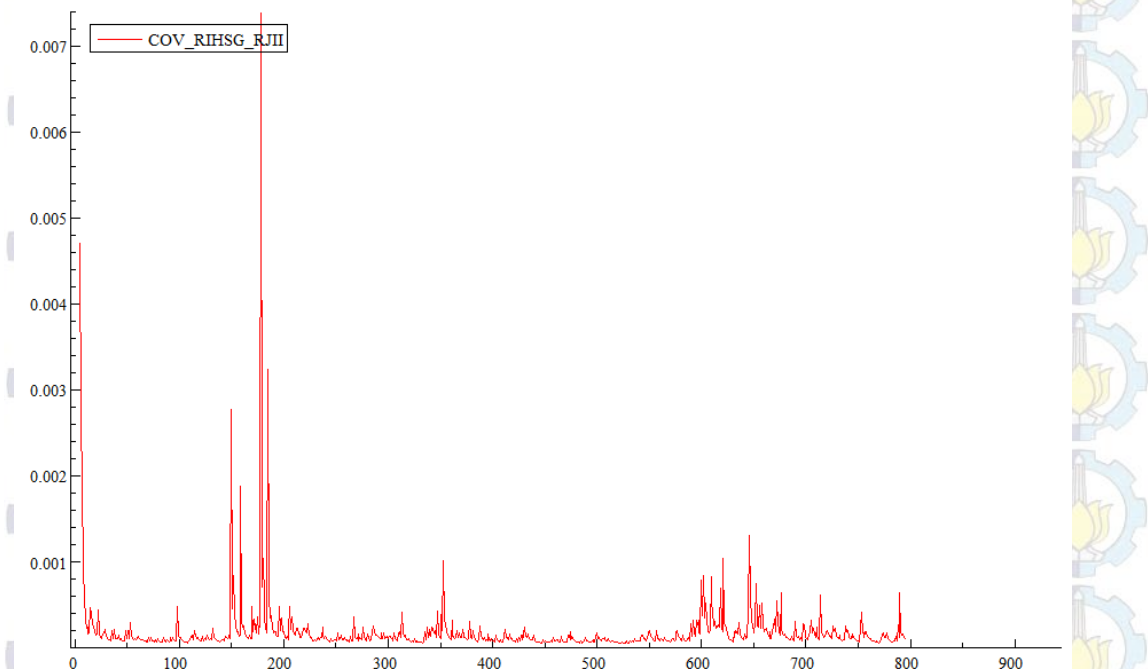


Gambar 4.12 *Standardized Residual* model EGARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1) untuk data *in sample return* IHSG dan JII.





Gambar 4.13 Estimasi varians bersyarat model EGARCH(1,1)-CCC-MGARCH (1,1) untuk data *in sample return* IHSG dan JII.

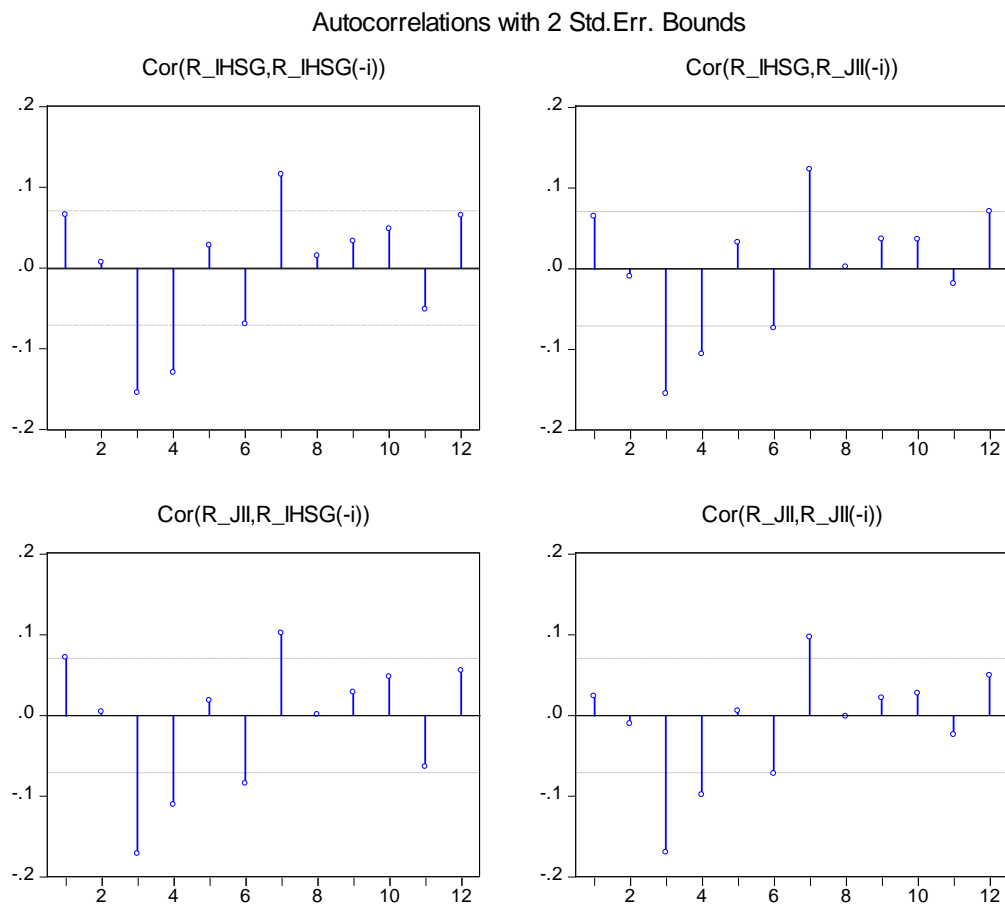


Gambar 4.14 Estimasi kovarians bersyarat model EGARCH(1,1)-CCC-MGARCH (1,1) untuk data *in sample return* IHSG dan JII.



### 4.3.2 Uji Diagnostik Multivariat GARCH

Diharapkan error tidak berkorelasi (*uncorrelated*) antar satu observasi dengan observasi lainnya. Adanya korelasi *error* antar observasi menyebabkan timbulnya autokorelasi. Model yang terbebas dari autokorelasi adalah model yang baik karena residualnya tidak berkorelasi.



Gambar 4.15 Plot Autokorelasi *Return* IHSG dan *Return* JII.

Berdasarkan Gambar 4.15 masih terdapat autokorelasi antara *Return* IHSG dan *Return* JII, sehingga model CCC-MGARCH belum mampu mengatasi masalah autokorelasi, dibandingkan dengan model univariat GARCH. Uji autokorelasi juga dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Portmanteau*, dengan hipotesis *null* menyatakan bahwa terdapat autokorelasi pada *residual*, adapun hasil uji autokorelasi dengan menggunakan *software ox metrics 6* adalah sebagai berikut



Tabel 4.19 Uji Diagnostik Model CCC-MGARCH

Uji Diagnostik	EGARCH(1,1)- CCC-MGARCH	GARCH(1,1)- CCC-MGARCH
Hosking's Multivariate Portmanteau Statistics on Standardized Residuals	114.288 (0,0000000)	100,098 (0,0000005)
Hosking's Multivariate Portmanteau Statistics on Squared Standardized Residuals	126.201 (0,0000000)	197.174 (0,0000000)
Kriteria Uji :		
AIC	0,000846	0,010772
SC	0,042039	0,075504

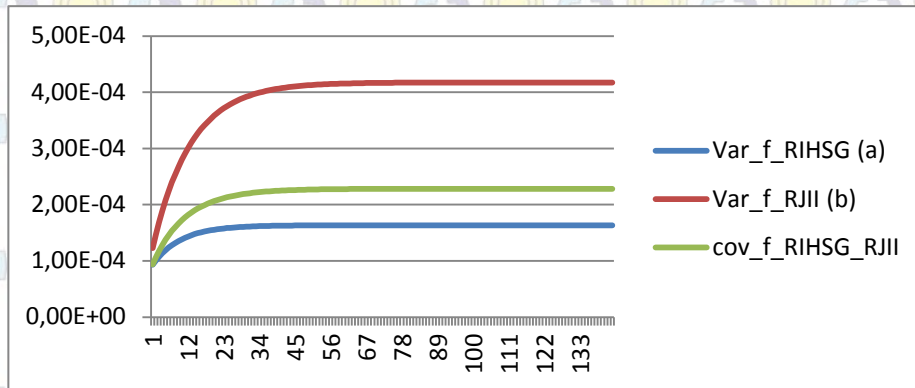
Berdasarkan Tabel 4.19 Uji yang dipergunakan adalah *Hosking's Multivariate Portmanteau Statistics on Standardized Residuals* dan *Hosking's Multivariate Portmanteau Statistics on Squared Standardized Residuals* dimana dipreferensikan seharusnya tidak signifikan agar model CCC-MGARCH dikatakan sudah baik. Tabel diatas menunjukkan bahwa *return* IHSB dan *return* JII signifikan. Hal ini berarti,  $H_0$  ditolak sehingga model CCC-MGARCH antara *return* IHSB dan *return* JII pada data *in sample* periode Januari 2011 sampai dengan Maret 2014 kurang cocok untuk peramalan. Akan tetapi model CCC-MGARCH mampu menangkap adanya pergerakan bersama antara *return* IHSB dan *return* JII hal tersebut dapat terlihat dari Gambar 4.10 dan Gambar 4.14. Adapun nilai korelasi dengan model GARCH(1,1)-CCC-MGARCH sebesar 87,45% dan nilai korelasi dengan model EGARCH(1,1)-CCC-MGARCH sebesar 89,1%. Hal ini menunjukkan bahwa kenaikan IHSB akan mempengaruhi kenaikan nilai JII, begitu pula sebaliknya.

#### 4.3.3 Peramalan Menggunakan Model CCC-MGARCH

Peramalan harga saham menggunakan model CCC-MGARCH untuk data *out sample* periode 1 April 2014 sampai 31 Oktober 2014 yaitu sebanyak 143 hari ke depan. Peramalan ini dilakukan untuk mengetahui akurasi model GARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1) dan model EGARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1). Hasil peramalan dapat dilihat pada plot berikut ini



a. GARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1)



Gambar 4.16 Hasil Peramalan Volatilitas Data *Out Sample* Menggunakan GARCH (1,1) - CCC-MGARCH (1,1)

#### Peramalan untuk $D_{795+k}$

Peramalan untuk  $D_{795+k}$ , dimana  $k = 1, \dots, 143$ , dengan  $D_t$ ,  $t = 1, \dots, 795$ . Contoh perhitungan hasil peramalan dengan model CCC- MGARCH (1,1) berdasarkan estimasi parameter dengan persamaan 4.9, 4.10 dan 4.11 (lampiran empat) adalah sebagai berikut

Untuk  $k=1$

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_{1,796}^2 &= 0,0000174 + 0,248 \varepsilon_{1,795}^2 + 0,648 \sigma_{1,795}^2 \\ &= 0,0000174 + 0,248 (0,0095743)^2 + 0,648 (8,34758 \times 10^{-5}) \\ &= 9,32311 \times 10^{-5}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_{2,796}^2 &= 0,0000326 + 0,374 (0,00848)^2 + 0,548 (0,000115) \\ &= 0,0001226\end{aligned}$$

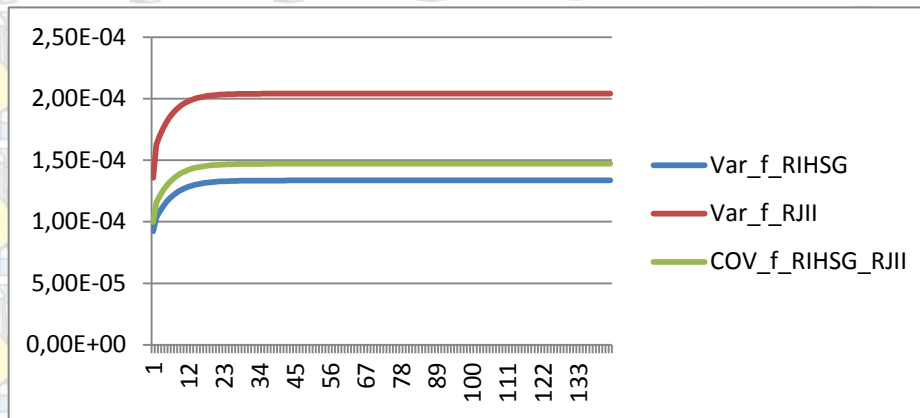
$$\hat{\sigma}_{12,796}^2 = \rho_{12} \sqrt{\sigma_{1,796}^2 \sigma_{2,796}^2}, \text{ dimana } \rho_{12} = 0,874521.$$

$$\begin{aligned}&= 0,874521 \sqrt{(9,32311 \times 10^{-5})(0,0001226)} \\ &= 9,349 \times 10^{-5}\end{aligned}$$

$$H_{796} = \begin{bmatrix} \sigma_{1,796}^2 & \rho_{12} \sigma_{1,796} \sigma_{2,796} \\ \rho_{12} \sigma_{1,796} \sigma_{2,796} & \sigma_{2,796}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 9,32311 \times 10^{-5} & 9,349 \times 10^{-5} \\ 9,349 \times 10^{-5} & 0,0001226 \end{bmatrix}$$



b. EGARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1)



Gambar 4. 17 Hasil Peramalan volatilitas Data *Out Sample* dengan menggunakan EGARCH(1,1) - CCC-MGARCH (1,1)

c. Perhitungan akurasi model CCC-MGARCH

Akurasi peramalan dapat dicari dengan menghitung RMSE, semakin kecil nilai RMSE maka peramalan semakin akurat. Hasil validasi untuk model GARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1) diperoleh nilai RMSE untuk hasil peramalan volatilitas *return* IHSG dan JII masing-masing sebesar 0,0159% dan 0,0335% untuk model EGARCH (1,1)-CCC-MGARCH. Sedangkan untuk model EGARCH (1,1)- CCC-MGARCH sebesar 0,0146% dan 0,0201% (lampiran lima).



## BAB 5

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan bahwa :

1. Penerapan model CCC-MGARCH pada data indeks IHSG dan JII untuk mendeteksi adanya *comovement* dan korelasi antara IHSG dan JII dilakukan dengan dua tahapan yaitu pemodelan univariat GARCH dan multivariat GARCH dengan hasil penelitian sebagai berikut:

- a. Model univariat GARCH yang sesuai untuk memodelkan volatilitas *return* IHSG dan JII adalah GARCH (1,1) dan EGARCH (1,1) sehingga kedua model tersebut dapat digunakan untuk membangun model CCC-MGARCH..

- b. Berdasarkan model GARCH(1,1) - CCC-MGARCH(1,1), diperoleh nilai korelasi ( $\rho_{12}$ ) antara *return* IHSG dan JII sebesar 0,874521, dengan persamaan sebagai berikut :

$$\hat{\sigma}_{1,t}^2 = 0,0000174 + 0,248 \varepsilon_{1,t-1}^2 + 0,648 \sigma_{1,t-1}^2$$

$$\hat{\sigma}_{2,t}^2 = 0,0000326 + 0,374 \varepsilon_{2,t-1}^2 + 0,548 \sigma_{2,t-1}^2$$

$$\hat{\sigma}_{12,t}^2 = \rho_{12} \sqrt{\sigma_{1t}^2 \sigma_{2t}^2}$$

- c. Berdasarkan model EGARCH(1,1) - CCC-MGARCH(1,1), diperoleh nilai korelasi ( $\rho_{12}$ ) antara *return* IHSG dan JII sebesar 0,891031, dengan persamaan sebagai berikut :

$$\ln \hat{\sigma}_{1,t}^2 = -0,000089 - 0,2425 v_{1,t-1} - 0,3421 (|v_{1,t-1}| - E|v_{1,t}|) + 0,8278 \ln \hat{\sigma}_{1,t-1}^2$$

$$\ln \hat{\sigma}_{2,t}^2 = -0,000086 - 0,3161 v_{2,t-1} - 0,3854 (|v_{2,t-1}| - E|v_{2,t}|) + 0,8181 \ln \hat{\sigma}_{2,t-1}^2$$

$$\hat{\sigma}_{12,t}^2 = \rho_{12} \sqrt{\hat{\sigma}_{1t}^2 \hat{\sigma}_{2t}^2}$$



- d. Adanya pergerakan bersama antara *return* IHSG dan JII dapat memberi masukan bagi investor dalam mengambil keputusan untuk membeli maupun menjual saham dalam indeks IHSG maupun JII. Jika investor berniat berinvestasi di IHSG maupun JII, maka investor harus lebih memperhatikan berita (*news*) yang berkaitan dengan salah satu sektor tersebut. Hal ini dikarenakan adanya perubahan di sektor IHSG akan mengakibatkan adanya perubahan di sektor JII, begitu juga sebaliknya.
- e. Berdasarkan uji diagnostik, model CCC-MGARCH belum mampu untuk mengatasi masalah autokorelasi data *residual return*, meskipun model univariat GARCH sudah terbukti cocok digunakan pada data *return* IHSG dan JII. Maka dapat disimpulkan bahwa model multivariat GARCH yang lebih rumit tidak selalu cocok digunakan untuk memodelkan data *time series* dibandingkan dengan model univariat GARCH.
2. Akurasi peramalan dapat dicari dengan menghitung RMSE, semakin kecil nilai RMSE maka peramalan semakin akurat. Hasil validasi untuk model GARCH(1,1)-CCC-MGARCH(1,1) diperoleh nilai RMSE untuk hasil peramalan volatilitas *return* IHSG dan JII masing-masing sebesar 0,0159% dan 0,0335% untuk model EGARCH (1,1)-CCC-MGARCH. Sedangkan untuk model EGARCH (1,1)- CCC-MGARCH sebesar 0,0146% dan 0,0201%.

## 5.2 Saran

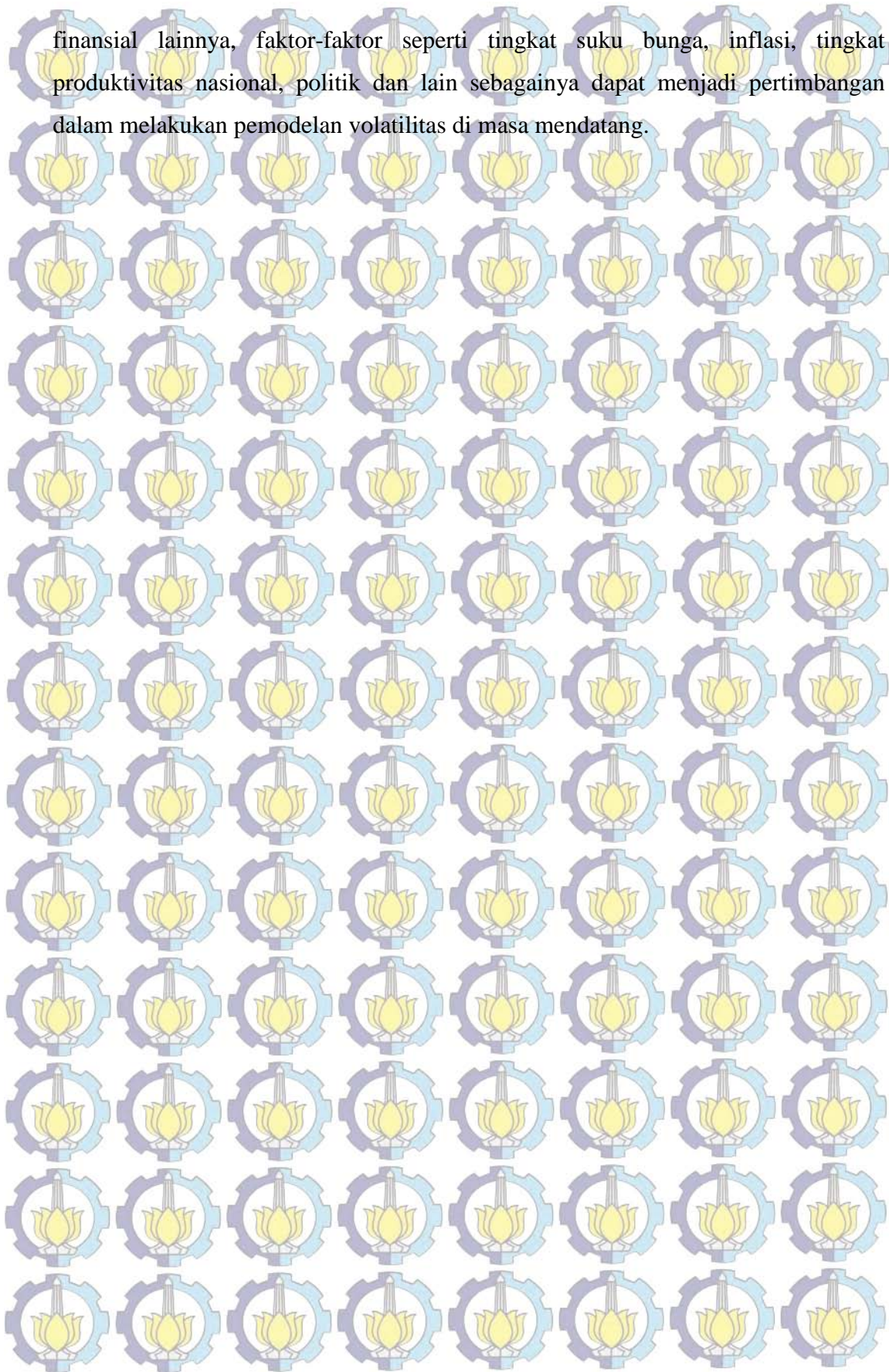
Data deret waktu *return* IHSG dan JII selalu mengalami perubahan tiap waktunya, tiap periode waktu tertentu dimungkinkan menghasilkan model yang berbeda-beda, sehingga perlu dilakukan studi lebih lanjut untuk menerapkan model volatilitas lainnya seperti BEKK-MGARCH, DCC-MGARCH, dan lain sebagainya.

Model CCC-MGARCH memiliki kelemahan karena mengasumsikan nilai korelasi konstan sepanjang waktu, sehingga model ini terbatas untuk kasus-kasus tertentu.

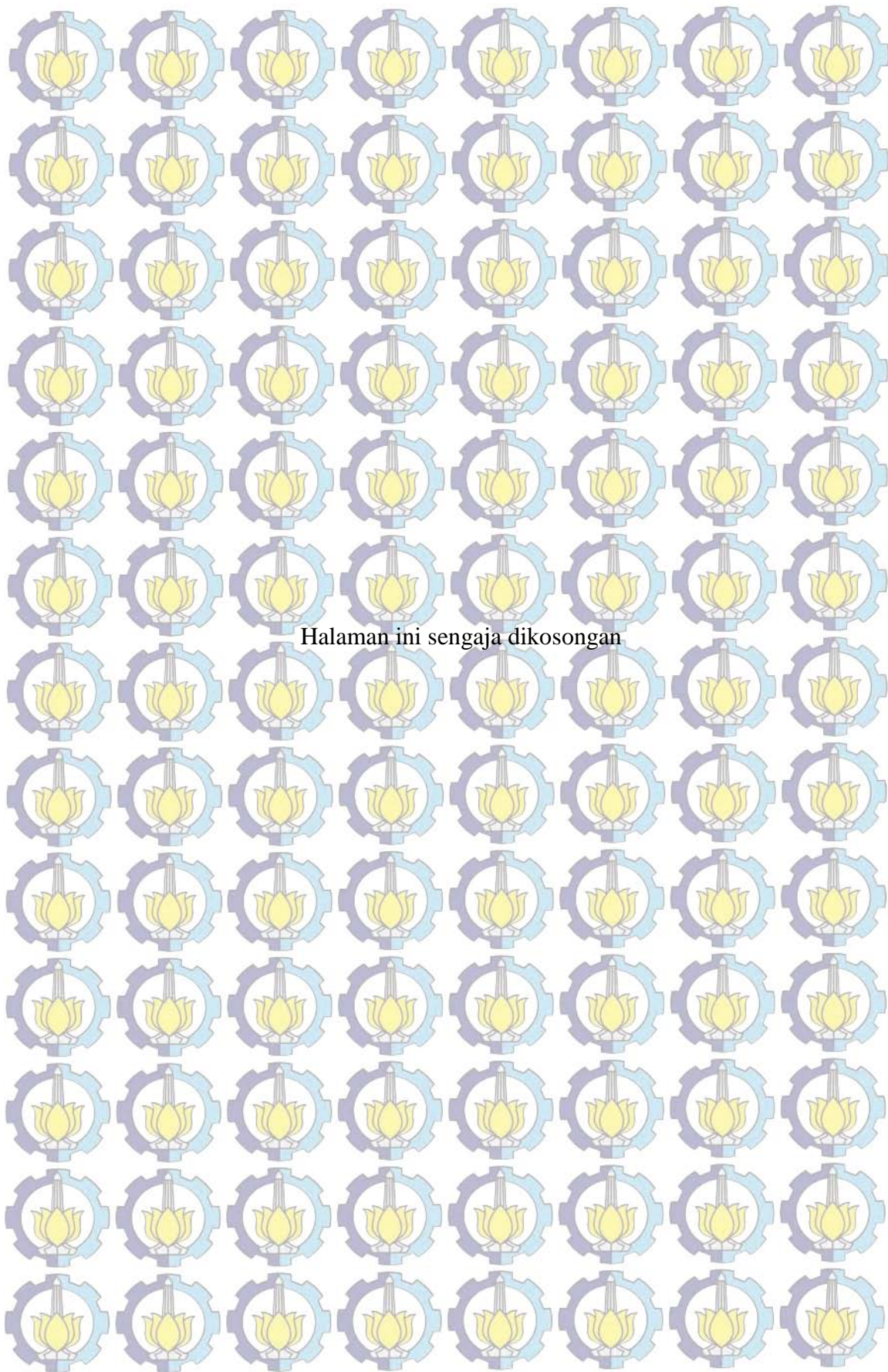
Untuk penelitian selanjutnya model CCC-MGARCH dapat dikembangkan dengan membiarkan nilai korelasi bervariasi sepanjang waktu. Selain itu, untuk memperoleh hasil yang lebih relevan, khususnya dalam meramalkan volatilitas data



finansial lainnya, faktor-faktor seperti tingkat suku bunga, inflasi, tingkat produktivitas nasional, politik dan lain sebagainya dapat menjadi pertimbangan dalam melakukan pemodelan volatilitas di masa mendatang.







Halaman ini sengaja dikosongkan



## DAFTAR PUSTAKA

- Adler, H.M.dan Widhi, I.N. 2005. "Pengaruh Variabel Makro terhadap Hubungan "Conditional Mean and Conditional Volatility" IHSG". *Usahawan*. No. 06. Tahun XXXIV.
- Anton. 2006. "Analisis Model Volatilitas Return Saham". Tesis Magister Sains dan Akuntansi. Universitas Diponegoro.
- Batra, A. 2004. "*Stock Return Volatility Patterns In India*", Working Paper No.124.
- Bauwens L., Laurent S., and Rombouts J.V.K.2006. "*Multivariate GARCH models: A survey*". *Journal of Applied Econometrics* 21: 79-109.
- Bollerslev, T. 1986. "*Generalized autoregressiv conditional heteroskedasti-city*". *Journal of econometrics*, Vol. 31, pages 307–327.
- Bollerslev, T. 1990, *Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: a multivariate generalized arch model*. *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 72, pages 498–505.
- Dennis, S.A., dan Sim, A.B. 1999. "Share Price Volatility with the Introduction of Individual Share Futures on The Sydney Futures Exchange". *International Review of Financial Analysis*. Vol 8
- Dyah, S.R dan Firmansyah. 2005. "Estimasi Pengaruh Inflasi dan Tingkat Output Terhadap Return dan Volatilitas Saham di Indonesia". *JurnalBisnis Strategi*.
- Enders, W. 1995. *Applied Econometric Time Series*. John Willeyand Sons, Inc.United States of Statistics.
- Engle, R.1982., *Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variansce of uk inflation*. *Econometrica* 50,
- Engle, R.F. dan K.F. Kroner. 1995. *Multivariate Simultaneous Generalized ARCH*", *Econometric Theory*, 11, 122 hal.150,
- Fama, E. dan French,K.R. 1988. "Permanent and Temporary Components of Stock Prices". *Journal of Political Economy*.
- Franke, J., Härdle, W., Hafner, Ch. 2005. *Introduction to Statistics of Financial Markets*.



- Gitman, L.J. 2006. *Principles of Managerial Finance*. Edisi Kesebelas, USA:Pearson Addison Wesley.
- Hamilton, J.D. 1994. *Times Series Analysis*. Princeton University Press. New Jersey.
- Hosking, J.R.M. 1980, "The multivariate portmanteau statistic". *Journal of American Statistical Association* 75: 602-608.
- Jogiyanto, K. B. 2008. *Teori Portofolio dan Analisis Investasi*. Edisi Ketiga. Yogyakarta: BPFE.
- Kurnia, A., Asep, S., dan Sutriyati. 2004. Analisis Deret Waktu pada Data dengan Ragam Galat Tak Homogen : Studi Nilai Tukar Rupiah Periode Tahun 2001-2003. *Forum Statistika dan Komputasi*, 9:23-33.
- Lo, M. S. 2003. "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Time series Model". Thesis Department of Statistics and Actuarial Science. Simon Fraser University. Spanyol.
- Maskur, A. 2009. "Volatilitas Harga Saham Antara Saham Konvensional dan Syariah" ISSN : 1979-4878 Vol. 1 No.2 Hal:82-94.
- Makridakis, S. And Hibon, M. 2000. *The M3-Competition: Results, Conclusions and Implications*. *International Journal of Forecasting* 16 (2000) 451-476.
- Minovic, J.Z. 2008. *Modeling Multivariate Volatility Processes: Theory and Evidence*. Theoretical and Applied Economics: Union University.
- Nurssalam. 2007. *Pemodelan Eksponensial GARCH (Aplikasi Pada Data Index Nasdaq Composite)*. Tesis Magister Sains Statistika. ITS.
- Orskaug, E. 2009. "Multivariate DCC-GARCH Model -With Various Error Distribution", Norsk Regnesentral.
- Ratna, K. dan Buddi, W. 2005. "Analisis Pengaruh Perdagangan Kontrak Berjangka Indeks LQ45 terhadap Volatilitas Pasar Spot". *Usahawan*. No. 3. Tahun XXXIV.
- Seyfried, W.L. and Ewing, B.T. 2004. "A Time-Varying Volatility Approach to Modeling the Phillips Curve : A Cross-Country Analysis". *Journal of Economics and Finance*. Vol. 28
- Song, X. 2009. *Multivariate GARCH Models for the Greater China Stock Markets*. Koleksi Dissertasi dan Tesis : Singapore Management University.



Sriwardani, F. 2009. “ Perbandingan Pengaruh Indikator Makroekonomi Global Dan Indonesia Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan Jakarta Islamic Indeks (JII) Menggunakan Model *Vector Autoregressive* (VAR) dan *Impulse Response Functions*”. Tesis FE Universitas Indonesia.

Sunariyah. 2006. “*Pengantar Pengetahuan Pasar Modal*”. Ed. 2. UPP AMPYKPN Yogyakarta.

Tsui, A.K., dan Yu, Q. 1999. Constant conditional correlation in a bivariate GARCH model: evidence from the stock markets of China. *Mathematics and Computers in Simulation* 48 (1999) 503-509.

Tse Y.K. dan Tsui K.C. 1998. *A Multivariate GARCH Model with Time-Varying Correlations*. Departemen Ekonomi : National University of Singapore.

<http://www.idx.co.id/beranda/produkdanlayanan/pasarsyariah/indeksahamsyariah>.

aspx, diakses : 7 oktober 2014.

<http://www.idx.co.id/id-id/beranda/informasi/bagiinvestor/indeks.aspx>, diakses : 3 oktober 2014

<http://finance.yahoo.com/q/hp?s=%5EJKSE&a=06&b=1&c=1997&d=10&e=3&f=2014&g=d&z=66&y=924>

<http://www.duniainvestasi.com/bei/prices/stock>





Daftar Emiten 2014

## Daftar emiten 2014

Daftar emiten yang tercatat hingga akhir perdagangan tanggal **30 Desember 2014** di Bursa Efek Indonesia ada **509 perusahaan**. Berikut [daftar emiten 2014](#) :

No.	Kode Saham	Nama Perusahaan (Emiten)
1	AALI	Astra Agro Lestari Tbk.
2	ABBA	Mahaka Media Tbk.
3	ABDA	Asuransi Bina Dana Arta Tbk.
4	ABMM	ABM Investama Tbk.
5	ACES	Ace Hardware Indonesia Tbk.
6	ACST	Acset Indonusa Tbk.
7	ADES	Akasha Wira International Tbk.
8	ADHI	Adhi Karya (Persero) Tbk.
9	ADMF	Adira Dinamika Multi Finance Tbk.
10	ADMG	Polychem Indonesia Tbk
11	ADRO	Adaro Energy Tbk.
12	AGRO	Bank Rakyat Indonesia Agroniaga Tbk.
13	AGRS	Bank Agris Tbk.
14	AHAP	Asuransi Harta Aman Pratama Tbk.
15	AIMS	Akbar Indo Makmur Stimec Tbk
16	AISA	Tiga Pilar Sejahtera Food Tbk.
17	AKKU	Alam Karya Unggul Tbk.
18	AKPI	Argha Karya Prima Industry Tbk.
19	AKRA	AKR Corporindo Tbk.
20	AKSI	Majapahit Securities Tbk.
21	ALDO	Alkindo Naratama Tbk.
22	ALKA	Alakasa Industrindo Tbk
23	ALMI	Alumindo Light Metal Industry Tbk.
24	ALTO	Tri Banyan Tirta Tbk.
25	AMAG	Asuransi Multi Artha Guna Tbk.
26	AMFG	Asahimas Flat Glass Tbk.
27	AMRT	Sumber Alfaria Trijaya Tbk.
28	ANJT	Austindo Nusantara Jaya Tbk.
29	ANTM	Aneka Tambang (Persero) Tbk.
30	APEX	Apexindo Pratama Duta Tbk.
31	APIC	Pacific Strategic Financial Tbk.
32	APII	Arita Prima Indonesia Tbk.





Daftar Emiten 2014

33	APLI	Asiaplast Industries Tbk.
34	APLN	Agung Podomoro Land Tbk.
35	APOL	Arpeni Pratama Ocean Line Tbk.
36	ARGO	Argo Pantes Tbk
37	ARII	Atlas Resources Tbk.
38	ARNA	Arwana Citramulia Tbk.
39	ARTA	Arthavest Tbk
40	ARTI	Ratu Prabu Energi Tbk
41	ASBI	Asuransi Bintang Tbk.
42	ASDM	Asuransi Dayin Mitra Tbk.
43	ASGR	Astra Graphia Tbk.
44	ASII	Astra International Tbk.
45	ASJT	Asuransi Jasa Tania Tbk.
46	ASMI	Asuransi Mitra Maparya Tbk.
47	ASRI	Alam Sutera Realty Tbk.
48	ASRM	Asuransi Ramayana Tbk.
49	ASSA	Adi Sarana Armada Tbk.
50	ATPK	ATPK Resources Tbk.
51	AUTO	Astra Otoparts Tbk.
52	BABP	Bank MNC Internasional Tbk.
53	BACA	Bank Capital Indonesia Tbk.
54	BAEK	Bank Ekonomi Raharja Tbk.
55	BAJA	Saranacentral Bajatama Tbk.
56	BALI	Bali Towerindo Sentra Tbk.
57	BAPA	Bekasi Asri Pemula Tbk.
58	BATA	Sepatu Bata Tbk.
59	BAYU	Bayu Buana Tbk
60	BBCA	Bank Central Asia Tbk.
61	BBKP	Bank Bukopin Tbk.
62	BBLD	Buana Finance Tbk.
63	BBMD	Bank Mestika Dharma Tbk.
64	BBNI	Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk.
65	BBNP	Bank Nusantara Parahyangan Tbk.
66	BBRI	Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk.
67	BBRM	Pelayaran Nasional Bina Buana Raya
68	BBTN	Bank Tabungan Negara (Persero) Tbk.
69	BCAP	MNC Kapital Indonesia Tbk.
70	BCIC	Bank Mutiara Tbk
71	BCIP	Bumi Citra Permai Tbk.



72	BDMN	Bank Danamon Indonesia Tbk.
73	BEKS	Bank Pundi Indonesia Tbk.
74	BEST	Bekasi Fajar Industrial Estate Tbk.
75	BFIN	BFI Finance Indonesia Tbk.
76	BHIT	MNC Investama Tbk.
77	BIMA	Primarindo Asia Infrastructure Tbk.
78	BINA	Bank Ina Perdana Tbk.
79	BIPI	Benakat Integra Tbk.
80	BIPP	Bhuwanatala Indah Permai Tbk.
81	BIRD	Blue Bird Tbk.
82	BISI	BISI International Tbk.
83	BJBR	Bank Pembangunan Daerah Jawa Barat dan
84	BJTM	Bank Pembangunan Daerah Jawa Timur
85	BKDP	Bukit Darmo Property Tbk
86	BKSL	Sentul City Tbk.
87	BKSW	Bank QNB Indonesia Tbk.
88	BLTA	Berlian Laju Tanker Tbk
89	BLTZ	Graha Layar Prima Tbk.
90	BMAS	Bank Maspion Indonesia Tbk.
91	BMRI	Bank Mandiri (Persero) Tbk.
92	BMSR	Bintang Mitra Semestaraya Tbk
93	BMTR	Global Mediacom Tbk.
94	BNBA	Bank Bumi Arta Tbk.
95	BNBR	Bakrie & Brothers Tbk
96	BNGA	Bank CIMB Niaga Tbk.
97	BNII	Bank Internasional Indonesia Tbk.
98	BNLI	Bank Permata Tbk.
99	BORN	Borneo Lumbung Energi & Metal Tbk.
100	BPFI	Batavia Prosperindo Finance Tbk.
101	BPII	Batavia Prosperindo Internasional Tbk.
102	BRAM	Indo Kordsa Tbk.
103	BRAU	Berau Coal Energy Tbk.
104	BRMS	Bumi Resources Minerals Tbk.
105	BRNA	Berlina Tbk.
106	BRPT	Barito Pacific Tbk.
107	BSDE	Bumi Serpong Damai Tbk.
108	BSIM	Bank Sinarmas Tbk.
109	BSSR	Baramulti Suksessarana Tbk.
110	BSWD	Bank Of India Indonesia Tbk.



111	BTEK	Bumi Teknokultura Unggul Tbk
112	BTEL	Bakrie Telecom Tbk.
113	BTON	Betonjaya Manunggal Tbk.
114	BTPN	Bank Tabungan Pensiunan Nasional Tbk.
115	BUDI	Budi Starch & Sweetener Tbk.
116	BULL	Buana Listya Tama Tbk.
117	BUMI	Bumi Resources Tbk.
118	BUVA	Bukit Uluwatu Villa Tbk.
119	BVIC	Bank Victoria International Tbk.
120	BWPT	BW Plantation Tbk.
121	BYAN	Bayan Resources Tbk.
122	CANI	Capitol Nusantara Indonesia Tbk.
123	CASS	Cardig Aero Services Tbk.
124	CEKA	Wilmar Cahaya Indonesia Tbk.
125	CENT	Centratama Telekomunikasi Indonesia
126	CFIN	Clipan Finance Indonesia Tbk.
127	CINT	Chitose Internasional Tbk.
128	CITA	Cita Mineral Investindo Tbk.
129	CKRA	Cakra Mineral Tbk.
130	CLPI	Colorpak Indonesia Tbk.
131	CMNP	Citra Marga Nusaphala Persada Tbk.
132	CMPP	Centris Multipersada Pratama Tbk.
133	CNKO	Exploitasi Energi Indonesia Tbk.
134	CNTX	Century Textile Industry Tbk.
135	COWL	Cowell Development Tbk.
136	CPGT	Cipaganti Citra Graha Tbk.
137	CPIN	Charoen Pokphand Indonesia Tbk
138	CPRO	Central Proteina Prima Tbk.
139	CSAP	Catur Sentosa Adiprana Tbk.
140	CTBN	Citra Tubindo Tbk.
141	CTRA	Ciputra Development Tbk.
142	CTRP	Ciputra Property Tbk.
143	CTRS	Ciputra Surya Tbk.
144	CTTH	Citatah Tbk.
145	DAJK	Dwi Aneka Jaya Kemasindo Tbk.
146	DART	Duta Anggada Realty Tbk.
147	DAVO	Davomas Abadi Tbk
148	DEFI	Danasupra Erapacific Tbk
149	DEWA	Darma Henwa Tbk



150	DGIK	Nusa Konstruksi Enjiniring Tbk.
151	DILD	Intiland Development Tbk.
152	DKFT	Central Omega Resources Tbk.
153	DLTA	Delta Jakarta Tbk.
154	DNAR	Bank Dinar Indonesia Tbk.
155	DNET	Indoritel Makmur Internasional Tbk.
156	DOID	Delta Dunia Makmur Tbk.
157	DPNS	Duta Pertiwi Nusantara Tbk.
158	DSFI	Dharma Samudera Fishing Industries
159	DSNG	Dharma Satya Nusantara Tbk.
160	DSSA	Dian Swastatika Sentosa Tbk
161	DUTI	Duta Pertiwi Tbk
162	DVLA	Darya-Varia Laboratoria Tbk.
163	DYAN	Dyandra Media International Tbk.
164	ECII	Electronic City Indonesia Tbk.
165	EKAD	Ekadharna International Tbk.
166	ELSA	Elnusa Tbk.
167	ELTY	Bakrieland Development Tbk.
168	EMDE	Megapolitan Developments Tbk.
169	EMTK	Elang Mahkota Teknologi Tbk.
170	ENRG	Energi Mega Persada Tbk.
171	EPMT	Enseval Putera Megatrading Tbk.
172	ERAA	Erajaya Swasembada Tbk.
173	ERTX	Eratex Djaja Tbk.
174	ESSA	Surya Esa Perkasa Tbk.
175	ESTI	Ever Shine Tex Tbk.
176	ETWA	Eterindo Wahanatama Tbk
177	EXCL	XL Axiata Tbk.
178	FAST	Fast Food Indonesia Tbk.
179	FASW	Fajar Surya Wisesa Tbk.
180	FISH	FKS Multi Agro Tbk.
181	FMII	Fortune Mate Indonesia Tbk
182	FORU	Fortune Indonesia Tbk
183	FPNI	Lotte Chemical Titan Tbk.
184	FREN	Smartfren Telecom Tbk.
185	GAMA	Gading Development Tbk.
186	GDST	Gunawan Dianjaya Steel Tbk.
187	GDYR	Goodyear Indonesia Tbk.
188	GEMA	Gema Grahasarana Tbk.



189	GEMS	Golden Energy Mines Tbk.
190	GGRM	Gudang Garam Tbk.
191	GIAA	Garuda Indonesia (Persero) Tbk.
192	GJTL	Gajah Tunggal Tbk.
193	GLOB	Global Teleshop Tbk.
194	GMCW	Grahamas Citrawisata Tbk.
195	GMTD	Gowa Makassar Tourism Development Tbk.
196	GOLD	Golden Retailindo Tbk.
197	GOLL	Golden Plantation Tbk.
198	GPRA	Perdana Gapuraprima Tbk.
199	GREN	Evergreen Invesco Tbk.
200	GSMF	Equity Development Investment Tbk.
201	GTBO	Garda Tujuh Buana Tbk
202	GWSA	Greenwood Sejahtera Tbk.
203	GZCO	Gozco Plantations Tbk.
204	HADE	HD Capital Tbk
205	HDFA	Radana Bhaskara Finance Tbk.
206	HDTX	Panasia Indo Resources Tbk.
207	HERO	Hero Supermarket Tbk.
208	HEXA	Hexindo Adiperkasa Tbk.
209	HITS	Humpuss Intermoda Transportasi Tbk.
210	HMSP	H.M. Sampoerna Tbk.
211	HOME	Hotel Mandarine Regency Tbk.
212	HOTL	Saraswati Griya Lestari Tbk.
213	HRUM	Harum Energy Tbk.
214	IATA	Indonesia Transport & Infrastructure
215	IBFN	Intan Baruprana Finance Tbk.
216	IBST	Inti Bangun Sejahtera Tbk.
217	ICBP	Indofood CBP Sukses Makmur Tbk.
218	ICON	Island Concepts Indonesia Tbk.
219	IGAR	Champion Pacific Indonesia Tbk.
220	IIKP	Inti Agri Resources Tbk
221	IKAI	Intikeramik Alamasri Industri Tbk.
222	IKBI	Sumi Indo Kabel Tbk.
223	IMAS	Indomobil Sukses Internasional Tbk.
224	IMJS	Indomobil Multi Jasa Tbk.
225	IMPC	Impack Pratama Industri Tbk.
226	INAF	Indofarma Tbk.
227	INAI	Indal Aluminium Industry Tbk.



228	INCI	Intanwijaya Internasional Tbk
229	INCO	Vale Indonesia Tbk.
230	INDF	Indofood Sukses Makmur Tbk.
231	INDR	Indo-Rama Synthetics Tbk.
232	INDS	Indospring Tbk.
233	INDEX	Tanah Laut Tbk
234	INDY	Indika Energy Tbk.
235	INKP	Indah Kiat Pulp & Paper Tbk.
236	INPC	Bank Artha Graha Internasional Tbk.
237	INPP	Indonesian Paradise Property Tbk.
238	INRU	Toba Pulp Lestari Tbk.
239	INTA	Intraco Penta Tbk.
240	INTD	Inter Delta Tbk
241	INTP	Indocement Tunggul Prakasa Tbk.
242	INVS	Inovisi Infracom Tbk.
243	IPOL	Indopoly Swakarsa Industry Tbk.
244	ISAT	Indosat Tbk.
245	ISSP	Steel Pipe Industry of Indonesia Tbk.
246	ITMA	Sumber Energi Andalan Tbk.
247	ITMG	Indo Tambangraya Megah Tbk.
248	ITTG	Leo Investments Tbk.
249	JAWA	Jaya Agra Wattie Tbk.
250	JECC	Jembo Cable Company Tbk.
251	JIHD	Jakarta International Hotels &
252	JKON	Jaya Konstruksi Manggala Pratama Tbk.
253	JKSW	Jakarta Kyoei Steel Works Tbk.
254	JPFA	Japfa Comfeed Indonesia Tbk.
255	JPRS	Jaya Pari Steel Tbk
256	JRPT	Jaya Real Property Tbk.
257	JSMR	Jasa Marga (Persero) Tbk.
258	JSPT	Jakarta Setiabudi Internasional Tbk.
259	JTPE	Jasuindo Tiga Perkasa Tbk.
260	KAEF	Kimia Farma Tbk.
261	KARW	ICTSI Jasa Prima Tbk.
262	KBLI	KMI Wire & Cable Tbk.
263	KBLM	Kabelindo Murni Tbk.
264	KBLV	First Media Tbk.
265	KBRI	Kertas Basuki Rachmat Indonesia Tbk.
266	KDSI	Kedawung Setia Industrial Tbk.



267	KIAS	Keramika Indonesia Asosiasi Tbk.
268	KICI	Kedaung Indah Can Tbk
269	KIJA	Kawasan Industri Jababeka Tbk.
270	KKGI	Resource Alam Indonesia Tbk.
271	KLBF	Kalbe Farma Tbk.
272	KOBX	Kobexindo Tractors Tbk.
273	KOIN	Kokoh Inti Arebama Tbk
274	KONI	Perdana Bangun Pusaka Tbk
275	KPIG	MNC Land Tbk.
276	KRAH	Grand Kartech Tbk.
277	KRAS	Krakatau Steel (Persero) Tbk.
278	KREN	Kresna Graha Sekurindo Tbk.
279	LAMI	Lamicitra Nusantara Tbk.
280	LAPD	Leyand International Tbk.
281	LCGP	Eureka Prima Jakarta Tbk.
282	LEAD	Logindo Samudramakmur Tbk.
283	LINK	Link Net Tbk.
284	LION	Lion Metal Works Tbk.
285	LMAS	Limas Indonesia Makmur Tbk
286	LMPI	Langgeng Makmur Industri Tbk.
287	LMSH	Lionmesh Prima Tbk.
288	LPCK	Lippo Cikarang Tbk
289	LPGI	Lippo General Insurance Tbk.
290	LPIN	Multi Prima Sejahtera Tbk
291	LPKR	Lippo Karawaci Tbk.
292	LPLI	Star Pacific Tbk
293	LPPF	Matahari Department Store Tbk.
294	LPPS	Lippo Securities Tbk.
295	LRNA	Eka Sari Lorena Transport Tbk.
296	LSIP	PP London Sumatra Indonesia Tbk.
297	LTLS	Lautan Luas Tbk.
298	MAGP	Multi Agro Gemilang Plantation Tbk.
299	MAIN	Malindo Feedmill Tbk.
300	MAMI	Mas Murni Indonesia Tbk
301	MAMIP	Mas Murni Tbk (Saham Preferen)
302	MAPI	Mitra Adiperkasa Tbk.
303	MASA	Multistrada Arah Sarana Tbk.
304	MAYA	Bank Mayapada Internasional Tbk.
305	MBAP	Mitrabara Adiperdana Tbk.





Daftar Emiten 2014

306	MBSS	Mitrabahtera Segara Sejati Tbk.
307	MBTO	Martina Berto Tbk.
308	MCOR	Bank Windu Kentjana International Tbk.
309	MDIA	Intermedia Capital Tbk.
310	MDLN	Modernland Realty Ltd. Tbk
311	MDRN	Modern Internasional Tbk.
312	MEDC	Medco Energi International Tbk
313	MEGA	Bank Mega Tbk.
314	MERK	Merck Tbk.
315	META	Nusantara Infrastructure Tbk.
316	MFIN	Mandala Multifinance Tbk.
317	MFMI	Multifiling Mitra Indonesia Tbk.
318	MGNA	Magna Finance Tbk.
319	MICE	Multi Indocitra Tbk.
320	MIDI	Midi Utama Indonesia Tbk.
321	MIRA	Mitra International Resources Tbk.
322	MITI	Mitra Investindo Tbk.
323	MKPI	Metropolitan Kentjana Tbk.
324	MLBI	Multi Bintang Indonesia Tbk.
325	MLIA	Mulia Industrindo Tbk
326	MLPL	Multipolar Tbk.
327	MLPT	Multipolar Technology Tbk.
328	MNCN	Media Nusantara Citra Tbk.
329	MPMX	Mitra Pinasthika Mustika Tbk.
330	MPPA	Matahari Putra Prima Tbk.
331	MRAT	Mustika Ratu Tbk.
332	MREI	Maskapai Reasuransi Indonesia Tbk.
333	MSKY	MNC Sky Vision Tbk.
334	MTDL	Metrodata Electronics Tbk.
335	MTFN	Capitalinc Investment Tbk.
336	MTLA	Metropolitan Land Tbk.
337	MTSM	Metro Realty Tbk.
338	MYOH	Samindo Resources Tbk.
339	MYOR	Mayora Indah Tbk.
340	MYRX	Hanson International Tbk.
341	MYRXP	Saham Seri B Hanson International Tbk.
342	MYTX	Apac Citra Centertex Tbk
343	NAGA	Bank Mitraniaga Tbk.
344	NELY	Pelayaran Nelly Dwi Putri Tbk.



345	NIKL	Pelat Timah Nusantara Tbk.
346	NIPS	Nipress Tbk.
347	NIRO	Nirvana Development Tbk.
348	NISP	Bank OCBC NISP Tbk.
349	NOBU	Bank Nationalnobu Tbk.
350	NRCA	Nusa Raya Cipta Tbk.
351	OCAP	Onix Capital Tbk.
352	OKAS	Ancora Indonesia Resources Tbk.
353	OMRE	Indonesia Prima Property Tbk
354	PADI	Minna Padi Investama Tbk.
355	PALM	Provident Agro Tbk.
356	PANR	Panorama Sentrawisata Tbk.
357	PANS	Panin Sekuritas Tbk.
358	PBRX	Pan Brothers Tbk.
359	PDES	Destinasi Tirta Nusantara Tbk
360	PEGE	Panca Global Securities Tbk.
361	PGAS	Perusahaan Gas Negara (Persero) Tbk.
362	PGLI	Pembangunan Graha Lestari Indah Tbk.
363	PICO	Pelangi Indah Canindo Tbk
364	PJAA	Pembangunan Jaya Ancol Tbk.
365	PKPK	Perdana Karya Perkasa Tbk
366	PLAS	Polaris Investama Tbk
367	PLIN	Plaza Indonesia Realty Tbk.
368	PNBN	Bank Pan Indonesia Tbk
369	PNBS	Bank Panin Syariah Tbk.
370	PNIN	Paninvest Tbk.
371	PNLF	Panin Financial Tbk.
372	PNSE	Pudjiadi & Sons Tbk.
373	POLY	Asia Pacific Fibers Tbk
374	POOL	Pool Advista Indonesia Tbk.
375	PRAS	Prima Alloy Steel Universal Tbk.
376	PSAB	J Resources Asia Pasifik Tbk.
377	PSDN	Prasidha Aneka Niaga Tbk
378	PSKT	Red Planet Indonesia Tbk.
379	PTBA	Tambang Batubara Bukit Asam (Persero)
380	PTIS	Indo Straits Tbk.
381	PTPP	PP (Persero) Tbk.
382	PTRO	Petrosea Tbk.
383	PTSN	Sat Nusapersada Tbk



384	PTSP	Pioneerindo Gourmet International Tbk.
385	PUDP	Pudjiadi Prestige Tbk.
386	PWON	Pakuwon Jati Tbk.
387	PYFA	Pyridam Farma Tbk
388	RAJA	Rukun Raharja Tbk.
389	RALS	Ramayana Lestari Sentosa Tbk.
390	RANC	Supra Boga Lestari Tbk.
391	RBMS	Ristia Bintang Mahkotasejati Tbk.
392	RDTX	Roda Vivatex Tbk
393	RELI	Reliance Securities Tbk
394	RICY	Ricky Putra Globalindo Tbk
395	RIGS	Rig Tenders Indonesia Tbk.
396	RIMO	Rimo Catur Lestari Tbk
397	RMBA	Bentoel Internasional Investama Tbk.
398	RODA	Pikko Land Development Tbk.
399	ROTI	Nippon Indosari Corpindo Tbk.
400	RUIS	Radiant Utama Interinsco Tbk.
401	SAFE	Steady Safe Tbk
402	SAME	Sarana Meditama Metropolitan Tbk.
403	SCBD	Danayasa Arthatama Tbk.
404	SCCO	Supreme Cable Manufacturing & Commerce
405	SCMA	Surya Citra Media Tbk.
406	SCPI	Merck Sharp Dohme Pharma Tbk.
407	SDMU	Sidomulyo Selaras Tbk.
408	SDPC	Millennium Pharmacon International
409	SDRA	Bank Himpunan Saudara 1906 Tbk.
410	SGRO	Sampoerna Agro Tbk.
411	SHID	Hotel Sahid Jaya International Tbk.
412	SIAP	Sekawan Intipratama Tbk
413	SIDO	Industri Jamu dan Farmasi Sido Muncul
414	SILO	Siloam International Hospitals Tbk.
415	SIMA	Siwani Makmur Tbk
416	SIMP	Salim Ivomas Pratama Tbk.
417	SIPD	Sierad Produce Tbk.
418	SKBM	Sekar Bumi Tbk.
419	SKLT	Sekar Laut Tbk.
420	SKYB	Skybee Tbk.
421	SMAR	Smart Tbk.
422	SMBR	Semen Baturaja (Persero) Tbk.





Daftar Emiten 2014

423	SMCB	Holcim Indonesia Tbk.
424	SMDM	Suryamas Dutamakmur Tbk.
425	SMDR	Samudera Indonesia Tbk.
426	SMGR	Semen Indonesia (Persero) Tbk.
427	SMMA	Sinarmas Multiartha Tbk.
428	SMMT	Golden Eagle Energy Tbk.
429	SMRA	Summarecon Agung Tbk.
430	SMRU	SMR Utama Tbk.
431	SMSM	Selamat Sempurna Tbk.
432	SOBI	Sorini Agro Asia Corporindo Tbk.
433	SOCI	Soechi Lines Tbk.
434	SONA	Sona Topas Tourism Industry Tbk.
435	SPMA	Suparma Tbk.
436	SQBB	Taisho Pharmaceutical Indonesia Tbk.
437	SQBI	Taisho Pharmaceutical Indonesia Tbk.
438	SQMI	Renuka Coalindo Tbk.
439	SRAJ	Sejahteraya Anugrahjaya Tbk.
440	SRIL	Sri Rejeki Isman Tbk.
441	SRSN	Indo Acidatama Tbk
442	SRTG	Saratoga Investama Sedaya Tbk.
443	SSIA	Surya Semesta Internusa Tbk.
444	SSMS	Sawit Sumbermas Sarana Tbk.
445	SSTM	Sunson Textile Manufacture Tbk
446	STAR	Star Petrochem Tbk.
447	STTP	Siantar Top Tbk.
448	SUGI	Sugih Energy Tbk.
449	SULI	SLJ Global Tbk.
450	SUPR	Solusi Tunas Pratama Tbk.
451	TALF	Tunas Alfin Tbk.
452	TARA	Sitara Propertindo Tbk.
453	TAXI	Express Transindo Utama Tbk.
454	TBIG	Tower Bersama Infrastructure Tbk.
455	TBLA	Tunas Baru Lampung Tbk.
456	TBMS	Tembaga Mulia Semanan Tbk.
457	TCID	Mandom Indonesia Tbk.
458	TELE	Tiphone Mobile Indonesia Tbk.
459	TFCO	Tifico Fiber Indonesia Tbk.
460	TGKA	Tigaraksa Satria Tbk.
461	TIFA	Tifa Finance Tbk.



462	TINS	Timah (Persero) Tbk.
463	TIRA	Tira Austenite Tbk
464	TIRT	Tirta Mahakam Resources Tbk
465	TKGA	Permata Prima Sakti Tbk.
466	TKIM	Pabrik Kertas Tjiwi Kimia Tbk.
467	TLKM	Telekomunikasi Indonesia (Persero)
468	TMAS	Pelayaran Tempuran Emas Tbk.
469	TMPI	Sigmatgold Inti Perkasa Tbk.
470	TMPO	Tempo Intimedia Tbk.
471	TOBA	Toba Bara Sejahtera Tbk.
472	TOTL	Total Bangun Persada Tbk.
473	TOTO	Surya Toto Indonesia Tbk.
474	TOWR	Sarana Menara Nusantara Tbk.
475	TPIA	Chandra Asri Petrochemical Tbk.
476	TPMA	Trans Power Marine Tbk.
477	TRAM	Trada Maritime Tbk.
478	TRIL	Triwira Insanlestari Tbk.
479	TRIM	Trimegah Securities Tbk.
480	TRIO	Trikonsel Oke Tbk.
481	TRIS	Trisula International Tbk.
482	TRST	Trias Sentosa Tbk.
483	TRUB	Truba Alam Manunggal Engineering Tbk.
484	TRUS	Trust Finance Indonesia Tbk
485	TSPC	Tempo Scan Pacific Tbk.
486	TURI	Tunas Ridean Tbk.
487	ULTJ	Ultra Jaya Milk Industry & Trading
488	UNIC	Unggul Indah Cahaya Tbk.
489	UNIT	Nusantara Inti Corpora Tbk
490	UNSP	Bakrie Sumatra Plantations Tbk.
491	UNTR	United Tractors Tbk.
492	UNTX	Unitex Tbk.
493	UNVR	Unilever Indonesia Tbk.
494	VICO	Victoria Investama Tbk.
495	VIVA	Visi Media Asia Tbk.
496	VOKS	Voksel Electric Tbk.
497	VRNA	Verena Multi Finance Tbk.
498	WAPO	Wahana Pronatural Tbk.
499	WEHA	Panorama Transportasi Tbk
500	WICO	Wicaksana Overseas International Tbk.





### Daftar Emiten 2014

501	WIIM	Wismilak Inti Makmur Tbk.
502	WIKA	Wijaya Karya (Persero) Tbk.
503	WINS	Wintermar Offshore Marine Tbk.
504	WOMF	Wahana Ottomitra Multiartha Tbk.
505	WSKT	Waskita Karya (Persero) Tbk.
506	WTON	Wijaya Karya Beton Tbk.
507	YPAS	Yanaprima Hastapersada Tbk
508	YULE	Yulie Sekurindo Tbk
509	ZBRA	Zebra Nusantara Tbk

Catatan :

CNTB dan CNTX dijadikan ( dianggap ) 1 emiten, karena merupakan 1 perusahaan yang menerbitkan 2 jenis saham yaitu saham biasa ( CNTX ) dan saham preferen ( CNTB )





Indonesia Stock Exchange  
Bursa Efek Indonesia

**PENGUMUMAN**  
**Perubahan Komposisi Saham dalam Penghitungan**  
**Jakarta Islamic Index**  
**No.: Peng-00837/BEI.OPP/11-2014**  
(dapat dilihat di website: <http://www.idx.co.id>)

Menunjuk Pengumuman PT Bursa Efek Indonesia No. Peng-18/BEJ-DAG/U/06-2000 tanggal 28 Juni 2000 tentang "Jakarta Islamic Index (JII)", dengan ini diumumkan hal-hal sebagai berikut:

1. Telah dilakukan evaluasi periodik enam bulanan terhadap 30 emiten yang masuk dalam penghitungan JII yang diseleksi dari daftar saham atau efek syariah sebagaimana yang telah ditetapkan oleh Otoritas Jasa Keuangan (OJK).
2. Berdasarkan hasil evaluasi, terdapat 3 (tiga) saham baru yang masuk ke dalam penghitungan JII, yaitu:

No.	Kode	Nama Saham
1.	ANTM	Aneka Tambang (Persero) Tbk.
2.	PTPP	PP (Persero) Tbk.
3.	SSMS	Sawit Sumbermas Sarana Tbk.


Tiga saham di atas menggantikan saham-saham berikut:

No.	Kode	Nama Saham
1.	CTRA	Ciputra Development Tbk.
2.	EXCL	XL Axiata Tbk.
3.	JSMR	Jasa Marga (Persero) Tbk.

3. Terlampir adalah daftar saham yang masuk dalam Daftar Penghitungan JII dan mulai diberlakukan tanggal **1 Desember 2014** atau sampai dengan *review* Daftar Efek Syariah (DES) berikutnya oleh OJK. Daftar saham JII tersebut menggantikan daftar saham JII yang tercantum dalam pengumuman PT Bursa Efek Indonesia No. Peng-00235/BEI.OPP/05-2014 tanggal 28 Mei 2014.

Demikian untuk diketahui.

27 November 2014,

  
**Eko Siswanto**

Kepala Divisi Operasional Perdagangan



  
**Poltak Hotradero**

Kepala Divisi Riset dan Pengembangan

Tembusan:

1. Yth. Kepala Eksekutif Pengawas Pasar Modal, Otoritas Jasa Keuangan
2. Yth. Direktur Pengawasan Transaksi Efek, Otoritas Jasa Keuangan
3. Yth. Direksi PT Kliring Penjaminan Efek Indonesia
4. Yth. Direksi PT Kustodian Sentral Efek Indonesia
5. PT Indonesia Capital Market Electronic Library (ICaMEL)
6. Yth. Dewan Komisaris PT Bursa Efek Indonesia
7. Yth. Direksi PT Bursa Efek Indonesia





Indonesia Stock Exchange  
Bursa Efek Indonesia

## Daftar Saham yang Masuk dalam Penghitungan Jakarta Islamic Index (JII) Periode Desember 2014 s.d. Mei 2015

(Lampiran Pengumuman No.: Peng-00837/BEI.OPP/11-2014 tanggal 27 November 2014)

No.	Kode	Nama Saham	Keterangan
1.	AALI	Astra Agro Lestari Tbk.	Tetap
2.	ADRO	Adaro Energy Tbk.	Tetap
3.	AKRA	AKR Corporindo Tbk.	Tetap
4.	ANTM	<b>Aneka Tambang (Persero) Tbk.</b>	<b>Baru</b>
5.	ASII	Astra International Tbk.	Tetap
6.	ASRI	Alam Sutera Realty Tbk.	Tetap
7.	BMTR	Global Mediacom Tbk.	Tetap
8.	BSDE	Bumi Serpong Damai Tbk.	Tetap
9.	CPIN	Charoen Pokphand Indonesia Tbk.	Tetap
10.	ICBP	Indofood CBP Sukses Makmur Tbk.	Tetap
11.	INCO	Vale Indonesia Tbk.	Tetap
12.	INDF	Indofood Sukses Makmur Tbk.	Tetap
13.	INTP	Indocement Tunggul Prakarsa Tbk.	Tetap
14.	ITMG	Indo Tambangraya Megah Tbk.	Tetap
15.	KLBF	Kalbe Farma Tbk.	Tetap
16.	LPKR	Lippo Karawaci Tbk.	Tetap
17.	LSIP	PP London Sumatra Indonesia Tbk.	Tetap
18.	MNCN	Media Nusantara Citra Tbk.	Tetap
19.	MPPA	Matahari Putra Prima Tbk.	Tetap
20.	PGAS	Perusahaan Gas Negara (Persero) Tbk.	Tetap
21.	PTBA	Tambang Batubara Bukit Asam (Persero) Tbk.	Tetap
22.	<b>PTPP</b>	<b>PP (Persero) Tbk.</b>	<b>Baru</b>
23.	SILO	Siloam International Hospitals Tbk.	Tetap
24.	SMGR	Semen Indonesia (Persero) Tbk.	Tetap
25.	SMRA	Summarecon Agung Tbk.	Tetap
26.	<b>SSMS</b>	<b>Sawit Sumbermas Sarana Tbk.</b>	<b>Baru</b>
27.	TLKM	Telekomunikasi Indonesia (Persero) Tbk.	Tetap
28.	UNTR	United Tractors Tbk.	Tetap
29.	UNVR	Unilever Indonesia Tbk.	Tetap
30.	WIKA	Wijaya Karya (Persero) Tbk.	Tetap





**IDX**

Indonesia Stock Exchange  
Bursa Efek Indonesia

**Daftar Saham yang Keluar dari Penghitungan Jakarta Islamic Index (JII)  
Periode Desember 2014 s.d. Mei 2015**

(Lampiran Pengumuman No.: Peng-00837/BEI.OPP/11-2014 tanggal 27 November 2014)

No.	Kode	Nama Saham
1.	CTRA	Ciputra Development Tbk.
2.	EXCL	XL Axiata Tbk.
3.	JSMR	Jasa Marga (Persero) Tbk.

1/12



## BIOGRAFI PENULIS



Penulis bernama Noor Amelia, lahir di Banjarmasin, 3 September 1989 merupakan anak pertama dari 3 bersaudara. Penulis menempuh pendidikan formal di SDN Banjarbaru Utara 2, SMPN 1 Kandangan, SMAN 1 Kandangan. Setelah lulus dari jenjang Sekolah Menengah Atas, penulis melanjutkan studi di Politeknik Negeri Banjarmasin (2007-2011) dengan mengambil jurusan DIV Akuntansi Lembaga Keuangan Syariah. Selama masa perkuliahan Penulis aktif dalam kegiatan mahasiswa di bidang keagamaan. Kemudian penulis melanjutkan studi pra

S2 Matematika tahun 2012 dan magister di Jurusan Matematika tahun 2013, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya dengan NRP 1213201033. Penulis menempuh studi magister dengan menerima Beasiswa SAINTEK DIKTI calon dosen tahun 2012. Selama kuliah S2 penulis mengambil konsentrasi di bidang matematika keuangan. Penulis dapat dihubungi melalui e-mail: [noor.amelia2012@gmail.com](mailto:noor.amelia2012@gmail.com).